



Titre: Motorisation, localisation et autres facteurs : quelle influence sur le
Title: choix modal?

Auteur: Marc Joly
Author:

Date: 2008

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Joly, M. (2008). Motorisation, localisation et autres facteurs : quelle influence sur
Citation: le choix modal? [Master's thesis, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
<https://publications.polymtl.ca/8257/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie:
PolyPublie URL: <https://publications.polymtl.ca/8257/>

**Directeurs de
recherche:**
Advisors:

Programme: Unspecified
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

MOTORISATION, LOCALISATION ET AUTRES FACTEURS :
QUELLE INFLUENCE SUR LE CHOIX MODAL ?

MARC JOLY

DÉPARTEMENT DES GÉNIES CIVIL, GÉOLOGIQUE ET DES MINES
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE CIVIL)
FÉVRIER 2008



Library and
Archives Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 978-0-494-41563-4

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-494-41563-4

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

MOTORISATION, LOCALISATION ET AUTRES FACTEURS :
QUELLE INFLUENCE SUR LE CHOIX MODAL ?

présenté par : JOLY Marc

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. BAASS Karsten, Ph.D., président

Mme MORENCY Catherine, Ph.D., membre et directrice de recherche

M. CHAPLEAU Robert, Ph.D., membre

REMERCIEMENTS

L'auteur du présent mémoire remercie en tout premier lieu sa tutrice Mme Catherine MORENCY pour son soutien constant, sa multitude d'idées, sa réactivité et aussi, parfois, sa patience. La qualité de l'encadrement a largement facilité la rédaction du mémoire.

L'auteur souhaite bien évidemment étendre ses remerciements au professeur Robert CHAPLEAU, ainsi qu'à l'ensemble de l'encadrement et des ressources du laboratoire de Transports de l'Ecole Polytechnique. Il souhaite souligner la qualité et l'originalité remarquables de l'enseignement, pour autant qu'il puisse en juger.

Mes remerciements vont également à tous les étudiants du laboratoire, qui outre le soutien scientifique qu'ils ont pu eux aussi m'apporter, m'ont également permis de passer cette période dans une ambiance de travail des plus appréciables.

L'auteur remercie ses parents qui, bien que de l'autre côté de l'Atlantique, n'ont jamais quitté sa pensée, tout comme il a la certitude de n'avoir jamais quitté la leur.

Enfin, l'auteur remercie Lucie, qui a su tolérer le mutisme de l'auteur pendant que celui-ci était devant son ordinateur.

RÉSUMÉ

Le présent mémoire aborde la question du choix du mode de transport en milieu urbain et des liens entre part de marché des transports en commun (PTC) localisation des ménages et possession automobile. L'un des objectifs en est une quantification des effets de ces deux variables, fortement corrélées, au travers de la mise en place d'une méthodologie de différenciation des effets développée par P. Bonnel (2000) sur la ville de Lyon. On examine de plus l'influence de différents aspects démographiques tels que l'évolution du comportement des femmes ou celui des personnes âgées, et s'appuie pour ce faire sur les données des quatre enquêtes origine-destination (enquêtes OD) réalisées à Montréal entre 1987 et 2003.

Après une revue de littérature visant à examiner dans quelle mesure les variables précitées ont déjà permis de modéliser les comportements de choix modaux, nous focalisons sur l'évolution de celles-ci à Montréal.

D'un point de vue démographique, les faits marquants sont la modification des comportements des femmes, convergeant vers celui des hommes, le vieillissement de la population, la modification de comportement des personnes les plus âgées, ainsi que la diminution de la taille des ménages. Tous ces éléments jouent en défaveur des transports en commun, à l'exception du vieillissement de la population. Néanmoins, bien que le celui-ci tende à influencer favorablement sur la part de marché des transports en commun, l'effet de cette évolution a tendance à disparaître du fait de la modification du comportement des plus âgés, qui délaissent de plus en plus les transports en commun au profit de l'automobile.

L'étalement urbain, que l'on peut définir comme une périphérisation des localisations des activités, des lieux de résidence des ménages et des flux, a été associé au cours des vingt-cinq dernières années à Montréal à une motorisation sans cesse grandissante. L'augmentation des déplacements dans des zones peu denses et mal desservies par les transports en commun a conduit à une régression de la part de marché des transports en

commun, malgré la relative résistance de celle-ci dans les endroits disposant d'une offre de transports en commun de qualité.

La méthode mise en place par Bonnel, appliquée dans un premier temps de manière très agrégée (8 zones) sur les quatre enquêtes OD réalisées dans la Grande Région de Montréal (GRM) 1987 à 2003 permet une première quantification des effets de la motorisation (à structure des déplacements constante) et de la localisation (à motorisation constante). Basée sur un modèle logit simple et une segmentation des déplacements par origine et destination, elle permet de conclure que l'augmentation de la motorisation entre 1987 et 2003 a entraîné une régression de 6% de la part de marché des transports en commun dans la zone d'étude, et que l'évolution de la localisation (c'est-à-dire ici la répartition spatiale des flux) à elle entraîné une diminution de 10% de celle-ci sur la même période. Différentes segmentations sont ensuite réalisées, notamment selon le motif de déplacement et le sexe du voyageur. Si la segmentation par motif ne fait pas apparaître de profondes différences entre les effets associés aux déplacements pour motif travail, la segmentation par sexe met à jour un effet motorisation plus important chez les femmes, confirmant que la modification du comportement des femmes au cours des 20 dernières années explique en partie l'évolution défavorable de la part de marché des transports en commun.

Nous tentons ensuite d'adapter la méthode pour tenir compte de différents éléments. D'une part nous modifions la méthode en faisant jouer à un découpage par classe d'âge le rôle que jouait précédemment la segmentation par OD, et d'autre part nous passons la localisation comme variable dans le modèle logit. Nous parvenons ainsi à chiffrer un effet démographie de l'ordre de 8%, tout en obtenant un effet motorisation plus important. Nous testons également la résistance du modèle à une désagrégation plus importante, en passant d'une classification en 64 classes à une classification en plus de 800 classes, ce que permet l'énorme quantité de données issues des enquêtes OD. Le modèle fournit, avec ce niveau de désagrégation, des résultats tout à fait similaires, ce qui permet, en partie, de valider sa robustesse.

Dans un deuxième temps, nous nous intéressons à la construction de modèles multi-niveaux pour le choix modal à Montréal. Ces modèles utilisent une hiérarchisation des objets (déplacements, personnes, ménages, secteurs, années) dans le but d'étudier, à l'échelle désagrégée, celle de l'individu, les effets de caractéristiques contextuelles (c'est-à-dire relevant du niveau hiérarchique supérieur) et de caractéristiques individuelles sur le comportement.

Nous réalisons plusieurs expériences s'inscrivant dans la poursuite de la réflexion abordée précédemment. Nous pouvons ainsi mesurer la variabilité de la sensibilité à la motorisation en fonction du secteur de résidence, et expliquer cette variabilité par une caractéristique du secteur, tout en continuant de raisonner à l'échelle désagrégée. La caractéristique agrégée retenue est dans notre cas la motorisation moyenne du secteur, variable que l'on peut considérer comme représentative, dans une certaine mesure, de l'écart entre l'offre de transports en commun et l'offre de voirie pour le secteur considéré, et donc permettant de quantifier un contexte.

Nous mesurons également l'influence du contexte « ménage » sur l'individu (taille et motorisation des ménages). Nous prolongeons également la réflexion sur l'influence de la démographie sur le choix modal. Dans une dernière expérience, nous tentons de prendre en compte le temps, représenté ici par l'année à laquelle s'effectue l'enquête, en le considérant comme un facteur explicatif dans un jeu de données provenant de deux enquêtes OD (1987 et 2003). Nous obtenons ainsi une quantification de l'évolution des comportements selon les classes d'âges, tout en tenant compte de facteurs tels que la motorisation et la taille des ménages.

Les modèles multi-niveaux, s'ils permettent finalement une généralisation des modèles désagrégés classiques, ainsi qu'une certaine quantification des effets des grandes évolutions démographiques et des changements de comportement, requièrent néanmoins une grande précaution dans l'interprétation des résultats. Ce que l'on assimilera un peu trop rapidement à un effet de contexte peut s'avérer n'être qu'un défaut de spécification du modèle.

Nous tentons pour finir une expérimentation permettant une synthèse de la méthode de Bonnel et des multi-niveaux. En raisonnant à un double niveau agrégé (secteur et zone), nous montrons que les effets de la motorisation et de la localisation se situent à mi-chemin entre ceux obtenus par la méthode de Bonnel et ceux obtenus en adaptant cette méthode à un plus grand nombre de variables, ce qui tend à valider le principe de la méthodologie de Bonnel tout en soulignant le fait que diverses améliorations peuvent y être apportées, dont par exemple les perspectives apportées par les multi-niveaux.

ABSTRACT

This research deals with modal choice in urban environment, and with the links between public transit market share, localization and car ownership. One of the goals of this study is a quantification of the effects of those two variables, well known for being strongly correlated, by using a methodology developed by P.Bonnel (2000) in the city of Lyon. In addition, we examine the impact of different demographic aspects such as women and old persons behavior evolution. The data come from the four origin-destination surveys led in Montreal between 1987 and 2003.

After analyzing how those variables have already been quoted to explain modal choice behavior, we focus on their evolution in Montreal.

From a demographic point of view, the main facts are the modification of women's behavior, converging on that of men's one, the ageing of the population, the modification of elder behavior, and the decrease in household size. All those facts are making the public transit market share shrink, except for the ageing of the population. Despite its positive impact on public transit market share, its effects are disappearing because older people are using cars more and more often.

Urban sprawl, which can be defined as a peripherization of activity and household residence has been associated during the last 20 years in Montreal to an ever growing car ownership. The increase in trips in low population density areas, poorly covered by public transit, has also led to a reduction of public transit market share, despite a quite good resistance in places well covered by public transit.

The methodology developed by Bonnel, applicated with a high level of spatial aggregation on the four origin-destination surveys allows a first quantification of car ownership and localization effect. Based on a simple logistic regression model and a segmentation of displacements by origin and destination, it allows to conclude that the evolution of car ownership has led to a reduction of 6% of the public transit market

share, while the evolution of localization has led to a reduction of about 10% in the same period.

The following segmentations of the displacements were conducted: reason of displacement and sex of the person. This showed a bigger effect of car ownership on women than on men.

We then tried to adapt this methodology to take into account different considerations. On the one hand, we modified the methods so that the role of the origin-destination segmentation is played by age segmentation, and on the other hand we put the location into the logistic regression. This led to a measure of the demographic effect of 8% while obtaining a bigger effect for the car ownership. We also tested the capacity of the model to resist a more important disaggregation (more than 800 origin-destination), which is enabled by the enormous quantity of data in the OD surveys.

We then focused on the multi-level models in Montreal. These models use a hierarchical scale for the objects (displacements, persons, households, zones) to study the effects of context, such as an aggregated characteristic.

The aggregated characteristic examined here is the mean of car ownership in the zone, which can be considered as representative of the gap between the public transit supply and the car system supply.

We then studied the effect of household context (size and car ownership of the household). From a demographic point of view, we try in a final experiment to take time into account, represented here by the year of the survey. We obtain then a quantification of the evolution of behavior at a given age.

We finally try to mix Bonnel's methodology and multi-level model. Thinking at a double level (sector and zone), we show that car ownership and localization effects are between the ones obtained with Bonnel methodology and the ones we obtained while adapting the method to a bigger number of variables.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT	IX
TABLE DES MATIÈRES	XI
LISTE DES TABLEAUX.....	XIV
LISTE DES FIGURES	XV
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XVIII
LISTE DES ANNEXES	XIX
INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 1 : REVUE DE LITTÉRATURE.....	6
1.1 Motorisation et Localisation	6
1.1 Autres variables explicatives.....	11
1.1.1. Offre de transports.....	11
1.1.2. Revenus et Tarifs.....	13
1.2. La demande : prévision agrégée et désagrégée	14
CHAPITRE 2 : LE CAS DE MONTRÉAL.....	18
2.1. Quelles données pour Montréal ?.....	18
2.1.1. Les enquêtes Origine-Destination montréalaises	18
2.2. Evolution de la part de marché des transports en commun.....	21
2.3. Influence de la localisation.....	22
2.4. Influence de la motorisation.....	25

2.5. Et pour Lyon?.....	28
2.5.1. Les enquêtes ménages de Lyon.....	28
2.5.2. L'évolution des variables entre 1976 et 1995	29
2.6. Age et Sexe	29
2.7. L'offre de transports en commun.....	35
2.7.1. Accessibilité au réseau et choix modal sur l'île	36
2.7.2. Desserte du territoire : métro et banlieue	38
2.7.3. Revenus	42
CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE DE DÉCOMPOSITION DES EFFETS	46
3.1. Principe	46
3.2. Formalisation des variables.....	50
3.3. Résultats globaux	52
3.3.1. Spatialisation des résultats	56
3.4. Segmentation par catégorie d'usagers.....	63
3.4.1. Segmentation Hommes Femmes.....	64
3.4.2. Ménages à une seule personne	65
3.5. Liens Domicile-Activité.....	67
CHAPITRE 4 : ADAPTATION DE LA MÉTHODE	69
4.1. Une autre segmentation des déplacements.....	69
4.2. Généralisation à 4 variables	74
4.2.1. Construction d'un nouveau modèle	74
4.2.2. Les résultats.....	76

4.2.3. Evolution démographique	78
4.3. Conclusion	80
CHAPITRE 5 : ANALYSE MULTI-NIVEAUX.....	82
5.1. Les fondements des modèles multi-niveaux	82
5.1.1. Le principe	82
5.1.2. Un premier exemple.....	85
5.1.3. Ménages, effets de contextes et modèle conditionnel.....	110
5.1.4. Le temps comme contexte.....	116
5.2. Conclusion sur les multiniveaux	123
CHAPITRE 6 : MESURE DES EFFETS: UN MODÈLE MULTI-NIVEAUX.....	124
6.1. Présentation du modèle	124
6.2. Les résultats.....	127
6.3. Conclusion	128
CONCLUSION ET PERSPECTIVES	130
6.4. Méthodologie	130
6.4.1. Contributions méthodologiques	130
6.4.2. Perspectives.....	131
6.5. Quantification des effets	132
6.5.1. Les résultats.....	132
6.5.2. Et après ?.....	132
RÉFÉRENCES.....	134
ANNEXES.....	140

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1 : Élasticités tarifaires– Forni (1979).....	14
Tableau 2-1 : Nomenclature du découpage en 8 zones.....	20
Tableau 2-2 : PTC et motorisation.....	25
Tableau 2-3 : Part de marché des différents modes d'accès au métro (2003)	38
Tableau 2-4 : PTC selon la classe de revenu du ménage en 2003	43
Tableau 3-1 : Effets des différents facteurs à Montréal	53
Tableau 3-2 : Effets des différents facteurs à Lyon	54
Tableau 3-3 : Effet motorisation par paire OD, 1998-2003	56
Tableau 3-4 : Effets motorisation par paire OD, 1993-1998	57
Tableau 3-5 : Effets motorisation par paire OD, 1987-1993	57
Tableau 3-6 : Effets localisation selon OD, 1998-2003	60
Tableau 3-7 : Effets localisation par zones, 1993-1998.....	61
Tableau 3-8 : Effets localisations par paire OD, 1987-1993.....	62
Tableau 3-9 : Autres facteurs, 1987	63
Tableau 3-10 : Mesure des effets pour les femmes.....	64
Tableau 3-11 : Mesure des effets pour les hommes.....	64
Tableau 3-12 : Mesure des effets pour les ménages constitués d'une femme seule..	65
Tableau 3-13 : Mesure des effets pour les ménages constitués d'un homme seul.....	66
Tableau 3-14. Mesure des effets pour les déplacements domicile-activité.....	67
Tableau 4-1 : Zonage pour le découpage radioconcentrique	70
Tableau 4-2 : Mesure des effets pour le découpage radioconcentrique	71
Tableau 4-3 : Mesure des effets pour une segmentation en 841 classes.....	73
Tableau 4-4 : Mesure des effets pour modèle à 4 variables.....	77
Tableau 5-1 : Résumé des tests	98
Tableau 5-2 : Tests de significativité pour modèle à 3 niveaux.....	107
Tableau 5-3 : Résultats avec variables des ménages et des individus	115
Tableau 5-4 : Résultats du modèle catégoriel avec effets du temps	122
Tableau 6-1 : Résultats du modèle multi-niveaux de mesure des effets.....	127

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : Courbe de Newman et Kenworthy	7
Figure 1-2 : Relation Offre-Demande selon Manheim	12
Figure 2-1 : Maillage de la Grande Région de Montréal	20
Figure 2-2 : Part des transports en commun à Montréal selon la zone	21
Figure 2-3 : Évolution de la localisation des déplacements à Montréal	23
Figure 2-4 : Évolution du poids des paires OD entre 1987 et 2003	24
Figure 2-5 : PTC selon la paire OD en 1987	24
Figure 2-6 : Motorisation des ménages selon la zone de résidence à Montréal	26
Figure 2-7 : Motorisation individuelle selon la zone de résidence à Montréal	27
Figure 2-8 : Part de marché des transports en commun et âge	30
Figure 2-9 : Déplacements en transports en commun – 1987	31
Figure 2-10 : Déplacements en transports en commun - 1993	31
Figure 2-11 : Déplacements en transports en commun - 1998	32
Figure 2-12 : Déplacements en transports en commun - 2003	32
Figure 2-13 : Évolution de la relation entre PTC et Sexe	33
Figure 2-14 : Nombre de déplacements quotidiens selon l'âge	34
Figure 2-15 : Part de marché du métro selon zone de résidence – OD 2003	37
Figure 2-16 : Lignes de métro (avant le prolongement)	39
Figure 2-17 : Domiciles des montants à Henri Bourassa (motif Trav.)	40
Figure 2-18 : Domiciles des montants à Honoré Beaugrand (motif Trav.)	41
Figure 2-19 : Domiciles des montants à Longueuil (motif Trav.)	41
Figure 2-20 : Grande accessibilité et faible PTC	44
Figure 2-21 : Répartition des revenus par ménage	44
Figure 3-1 : Évolution des localisations selon OD, 1998-2003	58
Figure 3-2 : Evolution des localisations, 1993-1998	61
Figure 3-3 : Évolution des localisations selon OD, 1987-1993	62
Figure 4-1 : Découpage 65 secteurs et position du centre-ville	70
Figure 4-2 : Nombre de déplacements quotidiens selon âge et le sexe en 1993	75

Figure 4-3 : Poids des déplacements selon l'âge – 1987 et 1993	78
Figure 4-4 : Part des transports en commun selon l'âge - 1987.....	79
Figure 4-5 : Répartition cumulée de la population selon l'âge	80
Figure 5-1 : Exemples de structures multi-niveaux (selon Delaunay, 2000).....	83
Figure 5-2 : Présentation de l'interface MLWin.....	90
Figure 5-3 : Résultat modèle désagrégé sous MLWin.....	91
Figure 5-4 : Découpage 65 secteurs du territoire d'étude.....	92
Figure 5-5 : Schéma hiérarchique du modèle	92
Figure 5-6 : Modèle pour analyse de la variance	93
Figure 5-7 : Résultats du modèle pour analyse de la variabilité	94
Figure 5-8 : La modélisation multi-niveaux sous MLWin	95
Figure 5-9 : Résultat du logit multi-niveaux sous MLWin.....	96
Figure 5-10 : Fonction d'utilité pour quelques secteur selon la motorisation	99
Figure 5-11 : Pente et ordonnée à l'origine des secteurs (partie aléatoire).....	101
Figure 5-12 : Pente et ordonnée pour les secteurs des zones 1 et 2	102
Figure 5-13 : Hiérarchie du modèle à 3 niveaux.....	103
Figure 5-14 : Modèle à 3 niveaux pour analyse la variance	103
Figure 5-15 : Structure mathématique du modèle à 3 niveaux	105
Figure 5-16 : Résultats de la modélisation pour le modèle à 3 niveaux	106
Figure 5-17 : Résidus au niveau régional.....	108
Figure 5-18 : Modèle incluant la motorisation moyenne.....	109
Figure 5-19 : Résultats du modèle incluant la motorisation moyenne.....	110
Figure 5-20 : Modèle pour l'étude de la variabilité entre les ménages.....	112
Figure 5-21 : Modèle pour étude de la variance entre ménages	112
Figure 5-22 : Modélisation avec attributs des ménages et attributs individuels	114
Figure 5-23 : Schéma hiérarchique avec année d'étude	118
Figure 5-24 : Modèle pour analyse de la variance	119
Figure 5-25 : Résultats du modèle avec effet du temps	119
Figure 5-26 : Modèle avec variable catégorielle pour le temps.....	120

Figure 5-27 : Résultats du modèle avec variable catégorielle pour le temps.....	120
Figure 5-28 : Résultats du modèle avec effets de l'année d'étude.....	121
Figure 5-29 : Modèle avec variabilité des coefficients selon l'année.....	121
Figure 6-1 : Structure hiérarchique du modèle Bonnel-multiniveaux	125

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

Un certain nombre d'expressions sont utilisées à de nombreuses reprises dans ce mémoire. Afin d'en faciliter la lecture, il a été jugé utile d'utiliser les sigles et abréviations suivantes, présentées ci-dessous par ordre alphabétique :

- *Enquête OD* : Enquête Origine-Destination
- *GRM* : Grande Région de Montréal
- *OD* : Origine-Destination
- *PTC* : Part de marché des Transports en Commun
- *TC* : Transports en Commun
- *VP* : Véhicule Particulier. Souvent combinaison des modes AC (auto-conducteur) et AP (auto-passagers)

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE 1	BASE DE DONNÉES ET TABLES	130
ANNEXE 2	MATRICES DU DÉCOUPAGE EN 8 ZONES.....	132

INTRODUCTION

Les transports collectifs connaissent à l'heure actuelle, dans de nombreuses agglomérations européennes et nord américaines, une crise caractérisée par une régression ou une stagnation de leur part de marché. Cette crise ne serait pas réellement problématique si elle n'avait de lourdes conséquences, notamment d'un point de vue environnemental et financier :

- d'un point de vue environnemental, la forte croissance des émissions de gazs à effets de serre est désormais une évidence qui trouve pour partie sa cause dans le développement des déplacements faits en automobile ainsi que dans l'augmentation des distances parcourues quotidiennement. Cette augmentation des distances parcourues est la conséquence directe de l'évolution de la distance entre les lieux de résidences, de plus en plus éloignés du centre ville, et les lieux d'activités (notamment les emplois), maintenus eux très majoritairement sur l'île de Montréal.
- d'un point de vue financier, la mise en place d'infrastructures de transports souvent lourdes telles que le métro s'avère de plus en plus difficile, et n'est évidemment pas favorisée par la diminution de la part de marché des transports collectifs.

A cette double crise pourraient être ajoutés les problèmes de pertes de temps dues à la congestion, elles-mêmes conséquence directe d'une part du développement des déplacements en voiture et d'autre part de la difficulté d'adaptation des infrastructures routières à ces flux sans cesse croissants.

Il est paradoxal de noter que la réduction de la part de marché des transports collectifs se situe à un moment où l'offre de ce mode de transport est, elle, en pleine croissance. A titre d'exemple, le développement des infrastructures de métro à Montréal s'est amorcé dans les années soixante. Depuis cette date, la part de transport collectif n'a cessé de régresser, l'augmentation de l'offre ne parvenant pas à éliminer les effets des facteurs favorisant le développement de l'automobile. Aussi faut-il s'interroger sur les causes

explicatives de ce paradoxe, en déterminant les éléments qui favorisent l'utilisation de la voiture au détriment des transports en commun, et en tentant de quantifier leurs effets.

L'étalement urbain c'est-à-dire la diminution de la densité urbaine associée à une périphérisation des habitations, des activités et des flux est un des facteurs souvent retenus pour expliquer la diminution de la part des transports en commun. En augmentant la part des déplacements situés dans des zones où l'offre de transports en commun peine à devenir compétitive, il favorise en effet la prééminence du système automobile.

Autre tendance lourde, le développement de l'accès individuel à l'automobile est dû tout à la fois à l'augmentation de la motorisation des ménages, à la diminution de la taille de ceux-ci et à la participation croissante des femmes au marché du travail. Cette motorisation croissante des individus favorise sans doute le choix d'utiliser une automobile plutôt que les transports collectifs.

La quantification de l'importance des effets de ces deux phénomènes se heurte au fait qu'ils sont bien souvent liés. La motorisation des ménages influe-t-elle sur le choix de localisation, ou bien le fait de s'installer loin du centre ville conduit-il les individus à se motoriser ? Sans doute les deux à la fois, mais le résultat sur la mesure des effets de ces deux causes explicatives demeure le même : la distinction entre l'influence de l'un et de l'autre n'est pas nette.

En 2000, Bonnel propose une méthodologie visant à décomposer les effets, sur la part de marché des transports en commun, de la motorisation et de la localisation. À ce jour cette méthode a été appliquée au contexte de l'agglomération lyonnaise grâce aux données provenant des enquêtes ménages et a permis de quantifier les effets de la motorisation et de la déformation de la matrice des flux (localisation des extrémités de déplacement). La présente recherche s'appuie sur ce modèle et propose une application au contexte de la Grande Région de Montréal (GRM). L'application du modèle de décomposition des effets au cas montréalais permet d'une part de mesurer les effets de la

localisation et de la motorisation sur l'évolution de la part modale à Montréal sur une période de 15 ans et d'autre part de comparer ces effets avec ceux observés pour l'agglomération lyonnaise. En outre, la transposabilité de la méthode ainsi que sa pertinence peuvent être discutés en regard de ces deux expérimentations dans des contextes urbains différents.

D'autres facteurs, associés à des tendances démographiques lourdes, sont souvent évoqués pour expliquer la régression de la part de marché des transports en commun (PTC). Il s'agit premièrement de la modification du comportement des femmes, qui, du fait du développement de l'accès des femmes au marché du travail, s'est considérablement rapproché de celui des hommes au cours des 20 dernières années en termes de mobilité. Il s'agit ensuite, de la modification du comportement des personnes âgées, de moins en moins dépendantes des réseaux de transports en commun. Il s'agit, enfin, de la modification de la structure des ménages, et de la diminution de la taille de ceux-ci.

Ce constat qualitatif passé, le problème de la quantification des effets de ces tendances se pose à peu près dans les mêmes termes que dans le cas de la motorisation et de l'étalement urbain. La méthodologie développée par Bonnel présentant un cadre très général, l'adaptation de celle-ci pour la mesure d'effets des variables démographiques semble s'imposer.

La mise en place du modèle sur des données fortement agrégées (découpage de la GRM en 8 zones seulement) permet une comparabilité avec les résultats obtenus par Bonnel sur Lyon, eux aussi avec une agrégation importante, tout en soulevant naturellement des questions quant à la pertinence des résultats. On retrouve ici la critique bien connue des méthodes utilisant une agrégation spatiale, qui, en utilisant l'artifice d'un individu moyen, rendent mal compte de la pluralité des situations pouvant exister au sein d'une même zone. Se pose donc la question de la sensibilité du modèle à la désagrégation.

Les relations entre modèles agrégés et désagrégés semblent claires : chacun chez soi! Soit l'on raisonne à l'échelle de l'individu, en utilisant les caractéristiques de celui-ci, ou de ses déplacements, soit l'on raisonne à l'échelle de toute une zone, et le modèle utilisera des caractéristiques agrégées : motorisation moyenne, âge moyen, distance moyenne de parcours, etc...

Si les modèles désagrégés classiques présentent comme avantage ultime de s'inscrire dans une rationalité individuelle, là où les modèles agrégés instaurent cette rationalité au niveau d'un individu fictif car moyen, ils possèdent néanmoins le défaut de négliger tout effet contextuel. Des individus partageant un contexte commun vont avoir tendance à se comporter de la même manière. Les modèles désagrégés classiques, en supposant un aléatoire situé uniquement au niveau de l'individu, négligent ce fait. Partant de cette constatation, des modèles dits multi-niveaux ont été mis en place notamment dans l'éducation et dans la santé. Dans ces modèles, l'aléatoire se situe à chaque niveau de la structure hiérarchique des objets. C'est la quantification de cet aléatoire à chaque niveau qui en constitue l'objectif.

Quoique rendant compte d'une structure hiérarchique et emboîtée évidente lorsque l'on s'intéresse aux déplacements urbains ainsi qu'à la structure de la ville, les modèles multi-niveaux n'ont jusqu'à présent pas été mis en place sur les données d'enquête OD de Montréal. C'est la raison pour laquelle nous nous proposons ici de développer quelques modèles utilisant cette structure, toujours dans une problématique de quantification des effets des différentes variables que nous avons jusqu'à présent mentionnées.

Ce mémoire remplit donc un double objectif. D'une part la quantification des effets des quelques tendances lourdes évoquées, et d'autre part la mise en place de méthodologies encore peu appliquées en transport, qu'il s'agisse de celle développée par Bonnel ou des modèles multi-niveaux.

Le résultat final en est une synthèse, au sein d'un même modèle, de la méthodologie de Bonnel et d'un modèle multi-niveaux. Les résultats obtenus viennent confirmer ceux obtenus dans les premières expérimentations.

CHAPITRE 1 : REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Motorisation et Localisation

L'évolution de la PTC, comme on l'a vue difficile, est au centre des préoccupations des pouvoirs publics chargés des transports. A titre d'exemple, seize des dix-huit Plans de Développement Urbain (PDU) en vigueur en France ont pour objectif de diminuer de 3 à 6 points la part modale de la voiture entre leur mise en place et 2010. Il s'agit là d'un objectif ambitieux en regard de l'évolution actuelle de la part de marché des transports en commun décrite plus haut.

C'est donc très logiquement que l'évaluation des impacts de certaines tendances démographiques et de l'aménagement urbain sur la place jouée par les transports en commun dans les déplacements urbains a, par le passé, mobilisé de nombreux travaux de recherche.

C'est principalement la densité de population qui a dans un premier temps été considérée comme pertinente pour mesurer l'étalement urbain. Newman et Kenworthy (1989) sont ainsi les auteurs de la fameuse courbe reliant de manière décroissante densité urbaine et consommation de carburant par ménage, indice jugé par eux représentatif de l'usage de l'automobile (Figure 1-1)

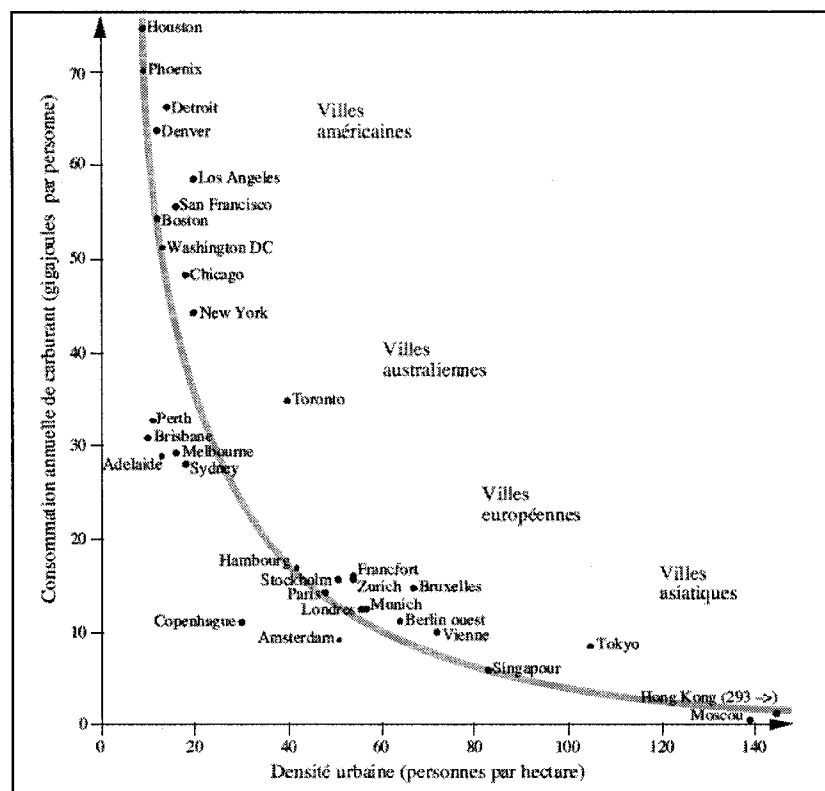


Figure 1-1 : Courbe de Newman et Kenworthy

Newman et Kenworthy préconisent donc une politique urbaine de densification de l'habitat, qui permettrait de limiter l'importance de la place occupée par l'automobile.

Différents auteurs doutent toutefois de l'efficacité d'une telle politique. Ainsi Dupuy (1999) adopte un point de vue à contre pied des deux auteurs précédents. Pour lui, les politiques de densification de l'habitat urbain sont à proscrire, car trop peu rentables. Dupuy estime que développer un habitat dense pour favoriser les transports en commun constitue une erreur de raisonnement : on confond cause et conséquence. C'est selon lui la prééminence de la voiture qui a historiquement permis la mise en place d'une urbanisation étalée, et non l'inverse. La comparaison de l'urbanisation européenne et Nord-américaine semble pour partie lui donner raison : les villes nord-américaines, largement développées sous le règne automobile, se sont étalées bien plus que ne le sont les agglomérations européennes, bien plus anciennes et développées à une époque où l'absence de voiture n'autorisait pas un étalement trop important des agglomérations. La

cause de la prééminence de la voiture est plutôt, selon Dupuy, à rechercher dans l'efficacité du système automobile lui-même, comparativement aux autres modes de transports : rapidité, confort en sont les atouts majeurs indéniables. Il préconise donc, pour réduire la part de l'automobile dans les transports urbains, d'agir sur le système automobile lui-même en le rendant moins compétitif (limitation des places de stationnement et diminution de la vitesse maximum).

Cette analyse est largement reprise par Frédéric Héran dans les Cahiers Lillois d'Economie et de Sociologie (2001), qui conclut son article en soulignant l'importance d'une diminution de la compétitivité du système automobile. Celle-ci doit être réalisée tout en favorisant l'émergence de mode de transports «doux » tels que le vélo ou la marche, et en les associant aux transports en commun dans le cadre de déplacements bi-modaux. Cette double politique vise donc à présenter aux utilisateurs un choix modal réel, dans la mesure où la compétitivité des modes transports en commun et voiture se trouve rééquilibrée. L'urbanisme n'intervient alors plus que comme politique d'accompagnement d'une densification urbaine qui verra le jour naturellement du fait de la régression de la part de marché de l'automobile. Ses derniers mots : « Reste l'essentiel : mieux étayer ces considérations par des travaux empiriques (...) » légitiment largement le présent mémoire.

A Montréal, une description précise de l'évolution de l'utilisation des sols, de la densité des ménages et de l'évolution du réseau routier et des impacts de ces évolutions sur la mobilité dans la Grande Région de Montréal a été réalisée par Morency et Chapleau (2003). Les auteurs constatent entre autre que :

- les vagues de construction successives de logement se sont progressivement éloignées du centre-ville.
- la densité réticulaire des ménages, c'est-à-dire le nombre de ménages rapporté à la surface d'accès au réseau (bande de 100 mètres de part et d'autre des axes du réseau routier) est en augmentation (en particulier celle des ménages dits célibataires).

- l'application du modèle de BUSSIERE (1972), fondé sur une densité de forme exponentielle décroissante avec la distance au centre ville, démontre un étalement urbain en augmentation (décalage progressif dans le temps du point d'inflexion de la courbe de population cumulée en fonction de la distance au centre).
- les ménages célibataires sont essentiellement concentrés sur le centre ville, et les destinations des déplacements pour motifs travail sont de plus situées en périphérie de l'agglomération.

Ces observations confirment l'idée d'un étalement urbain en progression à Montréal.

En regard de ces données, les auteurs observent les modifications dans la mobilité des montréalais générées par les vagues de construction consécutives :

- augmentation de la dépendance à l'automobile : augmentation du nombre de déplacements motorisés annuel par personne. Les personnes résidant dans les nouvelles constructions effectuent en moyenne 30 déplacements motorisés de plus que les autres annuellement ;
- diminution du nombre de déplacements en transports en commun : dans les nouvelles habitations, les personnes n'effectuent que 45 déplacements en transports en commun par an contre 150 dans les autres lieux de résidences.

Si le bilan établi ainsi ne permet pas de corréler clairement localisation et choix modal, il suggère néanmoins qu'un travail de modélisation sur le sujet semble pertinent.

En complément de ces considérations sur le lien supposé, quel qu'en soit la nature réelle, entre densité de l'habitat et importance des déplacements automobiles, quelques études se sont attachées à évaluer l'impact de la répartition spatiale des localisations sur la mobilité. On peut notamment citer les travaux de Dominique Mignot, Danièle Bloy du Laboratoire d'Economie des Transports de Lyon (LET) et Anne Aguilera (INRETS-DEST), datés de mars 2004 et financés par l'ADEME (Agence pour le Développement et la Maîtrise de l'Energie, France).

Dans la mesure où la motorisation, c'est-à-dire la possession automobile individuelle ou des ménages, peut représenter l'accessibilité des individus au système automobile, elle est une des variables déterminantes du choix modal. Le lien entre motorisation et localisation a donc fait l'objet de nombreuses recherches. On retrouve dans la discussion menée par Frédéric Hérin l'idée que localisation et motorisation sont corrélées. Maat et Timmermans (2007) examinent le lien entre lieu de résidence, lieu de travail et possession automobile à Amsterdam. Leur conclusion, convergente avec les analyses précédemment décrites, précise que d'une part plus la densité des habitations est importante, et moins la possession automobile l'est, et que d'autre part la répartition des lieux de travail joue un rôle bien moindre dans le choix d'une automobile que celle des lieux de résidences. Les auteurs, dans leur conclusion, s'interrogent enfin sur le rapport cause-conséquence entre motorisation et localisation, comme perspective de recherches futures. Enfin, ils précisent que l'évolution de la motorisation des ménages ne peut rendre parfaitement compte de l'accès individuel à l'automobile et s'interrogent sur l'interdépendance des choix modaux des individus au sein du ménage, particulièrement pour des ménages à faible motorisation.

Srinivasan et al. (2007) examinent sur des données (enquête ménages) de la ville de Chennai (Inde, 7,5 millions d'habitants) l'influence de l'augmentation de la motorisation (possession automobile ou deux roues) ainsi que de l'utilisation des sols sur le choix modal. S'interrogeant d'abord sur les variables explicatives du développement de la motorisation des ménages, leur travail montre que le nombre de personnes titulaires d'un permis de conduire au sein du ménage influe significativement sur la possession automobile du ménage. La distance domicile-travail influence également significativement la motorisation des ménages. En termes d'utilisation des sols, la proximité de magasins et marchés diminue la motorisation des ménages, alors que l'offre de transport public ne semble pas affecter la possession de deux roues, et faiblement la possession automobile.

1.1 Autres variables explicatives

Les variables explicatives du choix modal ne sauraient se limiter aux seuls effets de la motorisation et de l'étalement urbain. On serait même tenté de dire qu'étant donnée la complexité d'un objet tel que la ville, il est possible de trouver à peu près autant de facteurs influençant le choix modal que l'on veut. Néanmoins, la littérature s'accorde pour désigner quelques variables influençant notoirement le choix modal.

1.1.1. Offre de transports

D'une certaine manière, ce devrait être la principale variable de choix : pas d'offre, pas de transport !

Il est tout à fait légitime de supposer que, dans une certaine mesure au moins, l'individu évalue les temps de transports associés à chaque mode et détermine son choix en tenant compte de ces paramètres.

Indépendamment du temps de parcours, l'offre de transport peut également être décrite par des paramètres plus subjectifs tels que le confort. Dans un modèle de choix discrets tels que ceux développés par McFadden dans les années 70, les individus sont censés agir de façon rationnelle pour minimiser une fonction de désutilité (ou coût) qui bien souvent se résume au temps de transports, où à une combinaison des différents temps de transports (temps d'accès à l'infrastructure, temps d'attente, temps en véhicule etc..) pondéré par des coefficients tenant compte de l'aversion des usagers aux temps de transport. Ainsi en général on associe au temps d'attente un coefficient supérieur à celui relatif au temps en véhicule, car les individus trouvent en général plus désagréable d'attendre que d'être en mouvement.

Une littérature très abondante s'est donc développée sur l'effet de cette offre de transport, et nous n'en donnerons ici que les principes généraux.

Manheim (1984) a formalisé la relation entre offre et demande, en adaptant au cas des transports les théories micro-économiques. On la représente de la façon suivante (Figure 1-2) :

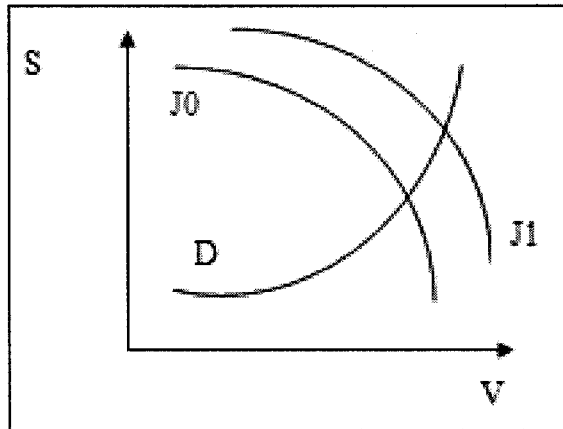


Figure 1-2 : Relation Offre-Demande selon Manheim

Dans ce schéma, la courbe D est la courbe de demande. Elle exprime une certaine relation entre un niveau de service S et un volume V correspondant à la demande. D est croissant avec S.

De la même manière, la courbe J0 est la courbe d'offre. Elle exprime elle aussi une relation entre le volume sur le lien et la qualité du service. La qualité du service décroît avec le volume de trafic, ce qui concrètement correspond à des phénomènes tels que la congestion ou la dégradation des conditions de confort avec l'augmentation du trafic. Le volume sur le lien correspond au volume V associé à l'intersection des courbes D et J0. Si la qualité de l'offre est augmentée, passant comme sur le schéma de J0 à J1, le volume de trafic correspondant à l'intersection de l'offre et de la demande augmente lui aussi.

Globalement, ce paradigme est accepté par presque tous, et les efforts se concentrent ensuite sur la forme exacte des courbes d'offre et de demande. On notera toutefois une critique de cet équilibre chez Goodwin (1998), qui remet en cause son existence.

Le modèle pour définir la fonction d'offre est en général le coût généralisé permettant une monétarisation du temps. Le coût généralisé est alors la somme du prix du déplacement et de la valeur monétaire accordé aux différents temps unitaires (temps

d'accès, temps en véhicule, etc..). Le prix du trajet peut éventuellement incorporer tous les coûts associés aux déplacements (achat de la voiture par exemple) selon les principes formulés entre autres par Ivan Ilich dans les années 70. Le calcul des temps unitaires peut tenir compte de la congestion, phénomène par lequel le volume de trafic influe négativement sur le temps de parcours.

1.1.2. Revenus et Tarifs

Les populations choisissant l'utilisation des transports en commun ne sont en général pas les populations les plus aisées. Ceci résulte de deux caractéristiques de ces modes de transport :

- coût de transport relativement faible pour des déplacements de longueur moyenne (c'est-à-dire de quelques kilomètres), surtout s'il on tient compte en comparaison de l'achat et de l'entretien d'un véhicule.
- confort plus modeste que dans un véhicule particulier

Dans les faits, de nombreux chercheurs pensent néanmoins qu'il n'y a pas réellement de corrélation entre emploi de la voiture et transports en commun : Kochelman (1995) ou Prevedouros et Schofer (1992).

La question des tarifs repose essentiellement sur la notion d'élasticité. Cette grandeur est définie comme le pourcentage de variation de la demande, pour une variation du tarif de 1%.

Les élasticités tarifaires sont souvent négatives, traduisant une diminution de la demande avec la hausse des prix. De nombreuses mesures ont été établies, dans différentes situations, mais la valeur standard dans les transports en commun généralement admise est proche de -0,3, ainsi que le démontre le Tableau 1-1, issu de Vuchic (2005), présentant les résultats obtenus par Forneni (1979)

Tableau 1-1 : Élasticités tarifaires– Forneni (1979)

Fare Structure Element	Average	Commuters	Shoppers
Cash Fares	-0,35	-0,18	-0,45
Prepaid fares			
<i>-Tickets</i>	-0,33	-0,17	-0,43
<i>-Passes</i>	-0,26	-0,14	N.A
Graduated Fares			
<i>-Short Distance</i>	-0,5	-0,25	-0,62
<i>-Long Distance</i>	-0,23	-0,12	-0,3
Time Period			
<i>-Peak</i>	-0,21	-0,16	-0,25
<i>-OffPeak</i>	-0,48	-0,24	-0,62

Nous observons ici que les élasticités mentionnées par Vuchic sont effectivement toutes négatives. Les chiffres évoqués par Vuchic n'ont cependant pas valeur universelle : de nombreuses études peuvent renvoyer à des chiffres différents, à tel point que De Palma et Quinet (2005) consacrent un livre entier à la question de la tarification en transports.

1.2. La demande : prévision agrégée et désagrégée

L'étude de la demande en transport s'articule essentiellement autour de deux grands paradigmes : l'étude agrégée, première historiquement et toujours en vogue malgré ses limites nombreuses et maintes fois rappelées -notamment par Atkins (1976) , puis plus récemment par Boyce (2002) - et la prévision désagrégée, qui tente de s'affranchir de ces limites mais qui nécessite une qualité et une quantité de données nettement supérieures.

L'objectif de cette section n'est pas de présenter de manière exhaustive les deux principaux paradigmes de l'étude de la demande en transport, travail qui nécessiterait bien plus que les quelques lignes qui suivent, mais de synthétiser les problématiques, les objectifs et les limites de ces deux approches.

La mesure des parts de marché des différents modes est de nos jours essentiellement exprimée comme le rapport nombre de trajets du mode/nombre de trajets totaux. L'avantage de cette mesure est sa relative simplicité, qui ne nécessite pas la

connaissance détaillée des itinéraires comme pourrait le nécessiter la mesure du nombre de kilomètres-passagers de chaque mode.

Les données constituent en effet un problème essentiel dans la modélisation de la part de marché des transports en commun. Le décalage entre le raffinement de certains modèles et la relative pauvreté des données (Montréal est une exception en la matière) est actuellement une des caractéristiques essentielles de ce domaine de recherche.

Les principales théories dans l'estimation de la part de marché des transports en commun sont centrées sur des modèles de choix discrets, développés dans les années 1970 par McFadden. Dans ce cadre, les individus, confrontés à un choix (en l'occurrence celui du mode de transport) choisissent l'alternative qui maximise leur fonction d'utilité. Celle-ci est la somme d'une partie déterministe, fonction linéaire d'attributs de l'individu, et d'une partie probabiliste. Cette dernière trouve sa justification dans le fait que la partie déterministe du modèle ne peut expliquer parfaitement les comportements des individus (variables explicatives manquantes par exemple).

On écrira donc, pour un individu i confronté à une alternative j :

$$U_{ij} = V_{ij} + \varepsilon_{ij} = \sum_k \alpha_k X_{ijk} + \varepsilon_{ij}$$

où V est la partie déterministe et ε la partie aléatoire de la fonction d'utilité U . Les X_{ijk} sont les attributs de l'individu considérés comme facteurs explicatifs et les α_k sont des coefficients.

La partie aléatoire de la fonction d'utilité est supposée suivre une courbe logistique. Cette hypothèse est motivée par la simplicité d'utilisation de ce type de fonction, et sa relative proximité avec la loi normale.

La probabilité que l'individu i fasse le choix du mode 1 plutôt que du mode 2 s'écrit alors :

$$P(mode\ 1) = \frac{e^{V_1}}{e^{V_1} + e^{V_2}}$$

L'utilisation de cette théorie peut être faite à un niveau agrégé comme à un niveau désagrégé.

Au niveau agrégé, l'espace est découpé en zones, et la PTC entre deux zones est évaluée par la formule ci-dessus en raisonnant sur un individu moyen.

Au niveau désagrégé, les individus sont tous munis de leurs caractéristiques personnelles, et le calcul de la part de marché des transports en commun à partir des choix des individus se fait ensuite par une méthode d'agrégation (Ben Akiva et Lerman, 1985). L'agrégation importante a pour principal avantage de nécessiter un faible nombre de données, puisque seules sont nécessaires les caractéristiques moyennes des individus. Le principal désavantage apparaît lorsqu'on utilise la méthode en prévision, pour par exemple prévoir quelle influence sur la part de marché des transports en commun aura la modification d'un tarif. Emile Quinet (1998) souligne que la diversité des situations adoucit la sensibilité à l'égard des variables, autrement dit que raisonner avec une agrégation importante conduit à surestimer les modifications sur la part de marché des transports qu'induisent les changements de valeur des variables.

D'autres méthodes d'évaluation, situées à mi-chemin entre méthode agrégée et désagrégée sont employées par certains organismes publics. Citons par exemple le cas de la SNCF qui utilise un modèle probit prix-temps développé par Abraham et Blanchet (1973). Dans ce modèle, la valeur du temps de basculement, valeur au delà de laquelle les individus préfèrent l'avion au train, est supposée varier d'un individu à l'autre de la même manière que les revenus. Il s'agit d'un modèle à la fois désagrégé puisque situé au niveau de l'analyse des comportements de chaque individu, mais agrégé de par les données nécessitées.

Les problèmes soulevés par les modèles logit ont été soulignés de nombreuses fois. En particulier, l'hypothèse d'indépendance des alternatives, d'où découle le paradoxe

célèbre des bus bleus et rouges (Debreu, 1960), entraîne une mauvaise prévision du modèle lorsque les modes de transports sont relativement similaires. Différents raffinements du modèle logit ont donc été développés comme les logit emboîtés ou les modèles logit multinomiaux permettant de gérer un nombre d'alternatives supérieur à 2.

Un grand nombre d'auteurs se sont attachés à mettre en place des modèles de choix discrets tels que les logits dans la modélisation de la demande en transports. Citons entre autres Bierlaire (1997), Bhat et Ben Akiva depuis les années 80.

Notre démarche, qui s'intéresse aux déplacements transports en commun et automobile reste cependant fondé sur un modèle logit car il s'agit là de deux modes parfaitement distincts, peu susceptibles d'être soumis au fameux paradoxe.

CHAPITRE 2 : LE CAS DE MONTRÉAL

Ainsi qu'on l'a vu, les facteurs explicatifs du choix modal sont très nombreux, et les présenter de manière exhaustive est presque impossible. Néanmoins, quelques tendances démographiques lourdes se dégagent à Montréal sur les vingt dernières années : vieillissement de la population, diminution de la taille des ménages, participation croissante des femmes au marché du travail et motorisation en découlant.

Nous présentons ici de manière descriptive ces évolutions, en les mettant en relation avec les changements de mobilité des Montréalais. Les résultats obtenus sont issus des enquêtes OD montréalaises de 1987 à 2003, pour un périmètre d'étude constant, et en ne considérant que les déplacements unimodaux faits en automobile (conducteur ou passager) et transports en commun, ceci afin de permettre une comparaison avec les résultats de la modélisation décrite en partie 4.

2.1. Quelles données pour Montréal ?

2.1.1. Les enquêtes Origine-Destination montréalaises

La GRM est un laboratoire unique d'observation de la mobilité individuelle. En effet, de grandes enquêtes ménages téléphoniques dites Origine-Destination (OD) sont réalisées environ tous les cinq ans depuis 1970. La dernière en date fut menée de Septembre à Décembre 2003 ; un petit échantillon de données a aussi été recueilli en janvier 2004.

Lors de chacune des enquêtes, des informations concernant la mobilité d'environ 5% des 3,5 millions de résidents de la GRM sont collectées. L'objectif est d'obtenir un portrait de la mobilité montréalaise un jour moyen de semaine, en automne. Les données collectées portent sur trois entités : les ménages, les personnes et les déplacements. C'est ainsi que furent rassemblés en 2003 des informations sur environ 70 000 ménages, 135 000 personnes et 360 000 déplacements (des détails sur la réalisation de cette enquête ainsi que les publications de faits saillants sont disponibles à www.cimtu.qc.ca).

A chaque déplacement effectué par les personnes de 5 ans et plus ayant répondu à l'enquête, sont associés des attributs permettant une description spatio-temporelle précise. A la différence de nombreuses enquêtes ménages, les enquêtes OD de Montréal se font à un degré de précision spatiale très élevé, puisque les origines et destinations des déplacements sont géocodés en x-y, à l'aide des adresses exactes, des croisements de rues ou des attracteurs de déplacements (par exemple grande surface ou université). Sont également relevées différentes caractéristiques du déplacement telles que les différents modes de déplacements (voiture, bus, métro, train, marche, vélo etc..), les heures de départ, les lignes de métro employées, les ponts empruntés.

Les informations sur les individus concernent le sexe, l'âge, la possession d'un permis de conduire.

Enfin, les informations sur les ménages comprennent la taille de ceux-ci, le nombre de voitures du ménage, l'adresse du lieu de résidence.

Ces enquêtes sont un outil essentiel de la planification et de la modélisation totalement désagrégée (c'est-à-dire désagrégée au niveau de la population d'étude et d'un point de vue spatial). Elles sont l'un des outils permettant à l'Agence Métropolitaine de Montréal de construire ses Plans Stratégiques de Développement, au Ministère des transports du Québec d'évaluer les scénarios d'offre de transport et aux autorités organisatrices des transports de planifier l'offre de transports en commun. Elles constituent aussi, pour la recherche, une source de données d'excellente qualité, dans un milieu où précisément les difficultés à accéder à des données correctes demeurent un problème essentiel.

Le territoire d'étude des enquêtes OD s'est progressivement étendu à mesure que croissait l'agglomération Montréalaise et que l'importance d'une approche régionale de la question des transports se faisait jour.

Notre étude s'appuie sur les enquêtes de 1987 à 2003 ; nous avons donc choisi un périmètre d'étude commun, pour lequel nous avons utilisé un découpage en huit zones dont voici une représentation (Figure 2-1) :

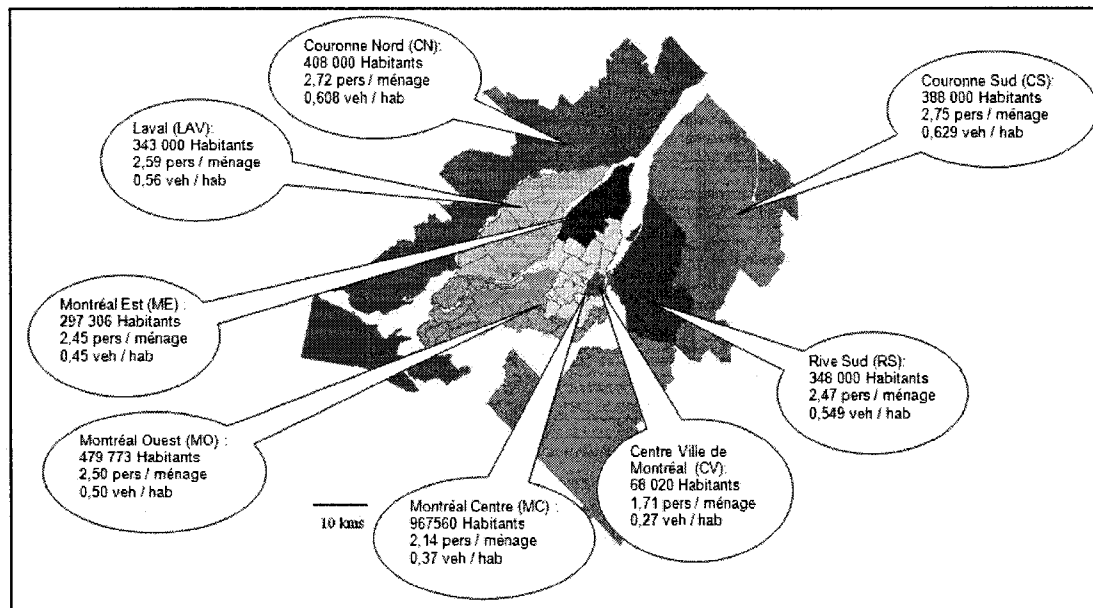


Figure 2-1 : Maillage de la Grande Région de Montréal

Il s'agit d'un découpage radioconcentrique relativement semblable à celui employé par Bonnel (2000) sur Lyon en 1997, cohérent avec notre volonté de mesurer l'étalement urbain.

Par la suite, nous allons faire référence de nombreuses fois à ce découpage, dont on donne la nomenclature, dans le tableau ci-dessous (Tableau 2-1)

Tableau 2-1 : Nomenclature du découpage en 8 zones

Zone	Abréviation	Numérotation
Centre Ville	CV	301
Montréal Centre	MC	302
Montréal Est	ME	303
Montréal Ouest	MO	304
Laval	LAV	305
Rive Sud	RS	306
Couronne Nord	CN	307
Couronne Sud	CS	308

2.2. Evolution de la part de marché des transports en commun

Nous reprenons, pour mesurer la PTC associée à chaque zone, la mesure définie par Bonnel pour étudier celle de Lyon. Bonnel considère la part des extrémités de déplacement, en origine ou en destination, liées aux déplacements faits entièrement en transports en commun. En effet, pour quantifier la part de marché des transports collectifs (PTC) dans chaque zone, nous avons comptabilisé tous les déplacements, faits en transports en commun ou en automobile (conducteur et passager), ayant une origine ou une destination dans cette zone. Seuls les déplacements unimodaux sont considérés dans l'équation.

La matrice des parts modales ainsi obtenue est avant tout marquée par une périphérisation des flux, qui explique en partie la diminution de la part des transports en commun, puisque l'offre de transports en commun est plus faible dans les zones éloignées du centre-ville (voir Figure 2-2)

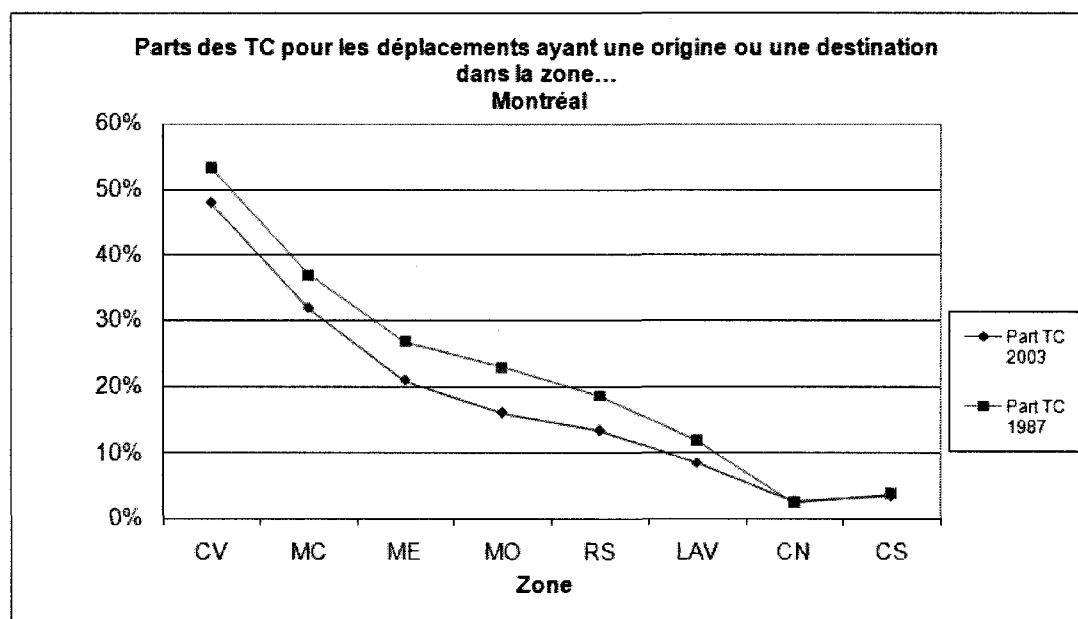


Figure 2-2 : Part des transports en commun à Montréal selon la zone

Ce graphique a comme caractéristique intéressante de montrer que la part de marché des transports en commun a régressé dans la plupart des zones, et que la part globale des

transports en commun a régressé entre 1987 et 2003 (de 25,8% à 19,1%). Autre phénomène important, la grande hétérogénéité des choix modaux selon les zones : plus de 50 % de part de marché pour les transports en commun en centre ville en 1987, contre moins de 5% dans la zone la plus éloignée, avec une décroissance régulière au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre ville.

2.3. Influence de la localisation

Même, si zone par zone, la PTC a diminué à Montréal, ce phénomène n'explique pas à lui seul la décroissance de la part de marché globale des transports en commun.

L'étude de l'évolution des localisations, résumée à la Figure 2-3, et qui traduit un étalement urbain, est informative à cet égard. En effet, le nombre de déplacements ayant une origine ou une destination en périphérie de Montréal a considérablement augmenté entre 1987 et 2003 (+ 49,8% pour la couronne nord). Même si les déplacements en transports en commun dans les zones les plus périphériques connaissent une croissance certaine, notamment grâce à l'implantation de lignes de train de banlieue, la part des transports en commun dans ces zones reste faible et ne parvient pas à compenser le développement des trajets en véhicules particuliers en périphérie. Il est pertinent de rappeler ici que ces graphiques ont été obtenus à périmètre constant, et que le phénomène aurait encore été amplifié si l'on avait tenu compte de l'augmentation de la surface de l'agglomération.

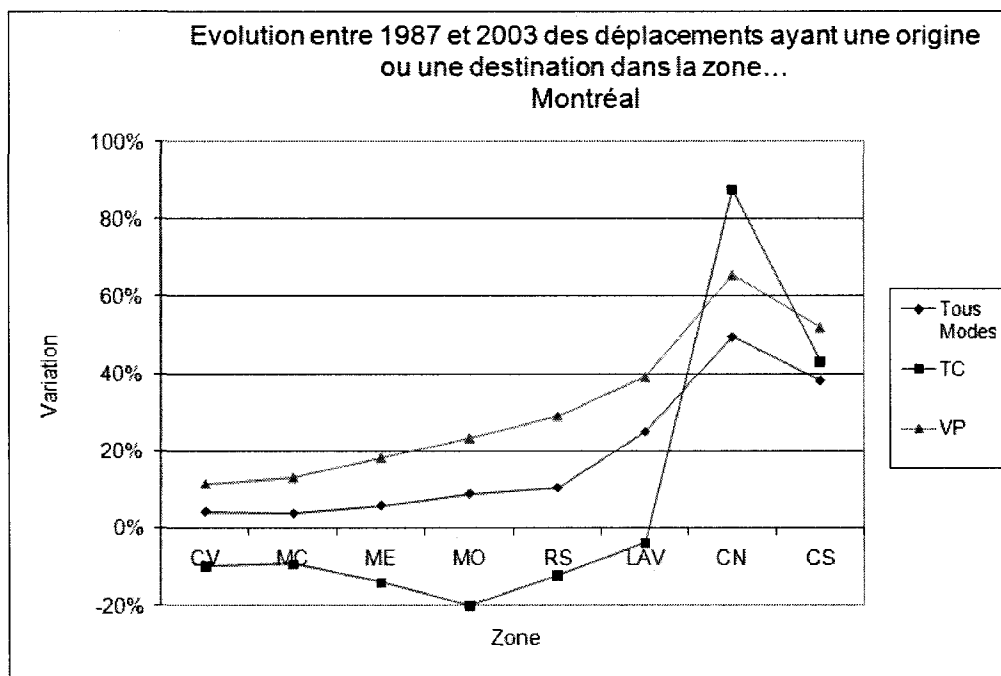


Figure 2-3 : Évolution de la localisation des déplacements à Montréal

L'étalement urbain, ou plutôt la périphérisation des flux, semble donc être un des facteurs explicatifs de l'évolution de la PTC entre 1987 et 2003. La méthodologie développée par Bonnel, et dont nous rappelons plus loin le principe, s'attache donc à quantifier l'effet de la déformation de la matrice OD sur la PTC.

Les deux figures suivantes servent à illustrer le propos. Sur la première (Figure 2-4) on a représenté les paires OD sous formes de liens entre les centroïdes des zones correspondantes. La taille des liens est liée à la façon dont on évolué les poids des paires OD entre 1987 et 2003 : si ceux-ci ont vu leur importance relative croître sur cette période, il est représenté en épais, sinon il est représenté en traits fins.

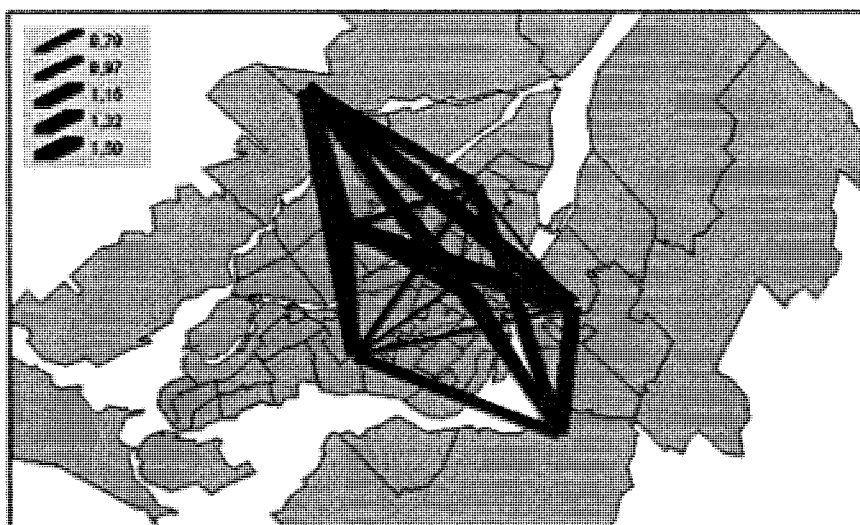


Figure 2-4 : Évolution du poids des paires OD entre 1987 et 2003

Sur la deuxième (Figure 2-5) on a représenté la PTC en 1987 par la taille du lien associé à chaque paire OD.



Figure 2-5 : PTC selon la paire OD en 1987

Les valeurs indiquées dans l'échelle correspondent au rapport entre la PTC sur la paire OD considérée et la PTC dans toute la région. Ainsi 1,89 signifie que la paire OD a un part de marché 1,89 fois plus importante que la moyenne de toute la région.

2.4. Influence de la motorisation

De la même manière que nous avons mis en évidence une certaine corrélation entre étalement urbain et PTC, nous nous intéressons à présent à l'influence de la motorisation. Sans parler de rapport cause conséquence, le Tableau 2-2 ci-dessous souligne les PTC observées selon le niveau de motorisation des ménages (zéro, une, ou plusieurs automobiles).

Tableau 2-2 : PTC et motorisation

	1987	2003
0 voiture	54,95%	51,98%
1 voiture	18,08%	14,66%
2 voitures et plus	8,75%	6,21%

Ce tableau vient confirmer l'idée que la motorisation des ménages, en tant que forme d'accessibilité au système automobile, est une variable influençant le choix modal : plus l'accessibilité est importante (c'est-à-dire plus la motorisation l'est), plus les individus ont tendance à privilégier la voiture comme moyen de déplacement, et à délaisser les transports en commun qui occupent moins de 10 % de part de marché chez les ménages dont le nombre de voitures est de deux ou plus.

A Montréal, on note une augmentation de la motorisation au cours du temps ainsi qu'en fonction de l'éloignement du centre ville (voir Figure 2-6).

Toutefois, en raison des tendances démographiques lourdes notamment la diminution de la taille des ménages, le nombre de voitures par ménage ne semble pas pouvoir rendre compte pleinement de cette évolution.

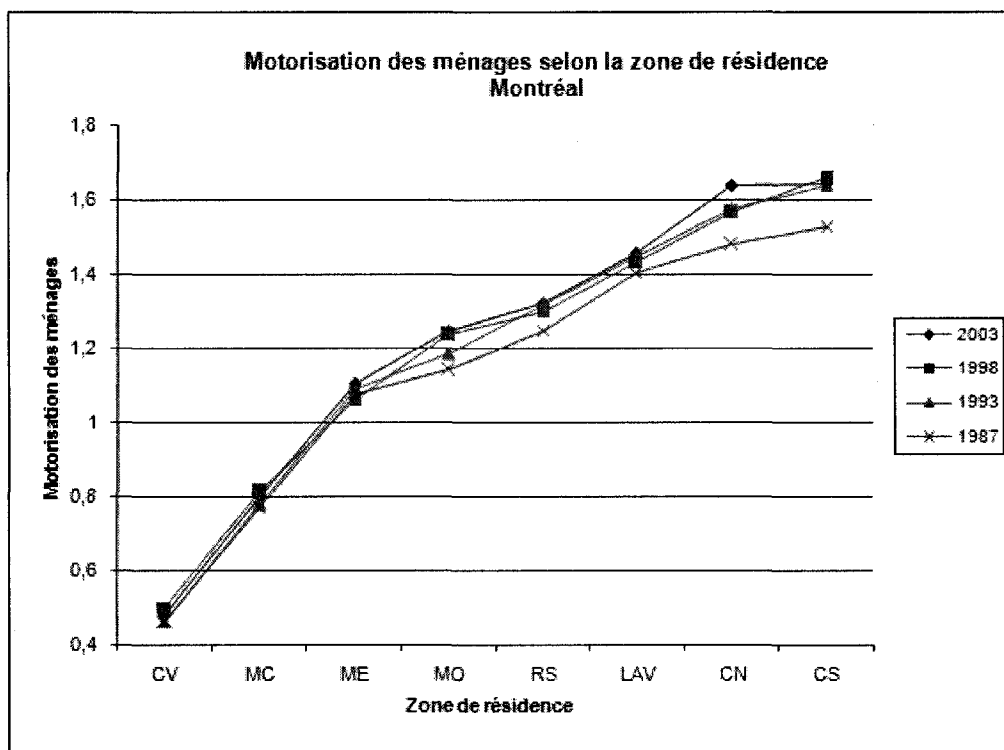


Figure 2-6 : Motorisation des ménages selon la zone de résidence à Montréal

Ce constat justifie l'estimation d'une seconde variable portant sur la motorisation individuelle, que nous définissons comme le ratio entre le nombre de voitures disponibles dans le ménage, et le nombre de personnes en âge de conduire (16 ans à Montréal) appartenant à ce ménage. Son évolution, pour le cas de Montréal, est illustrée à la Figure 2-7.

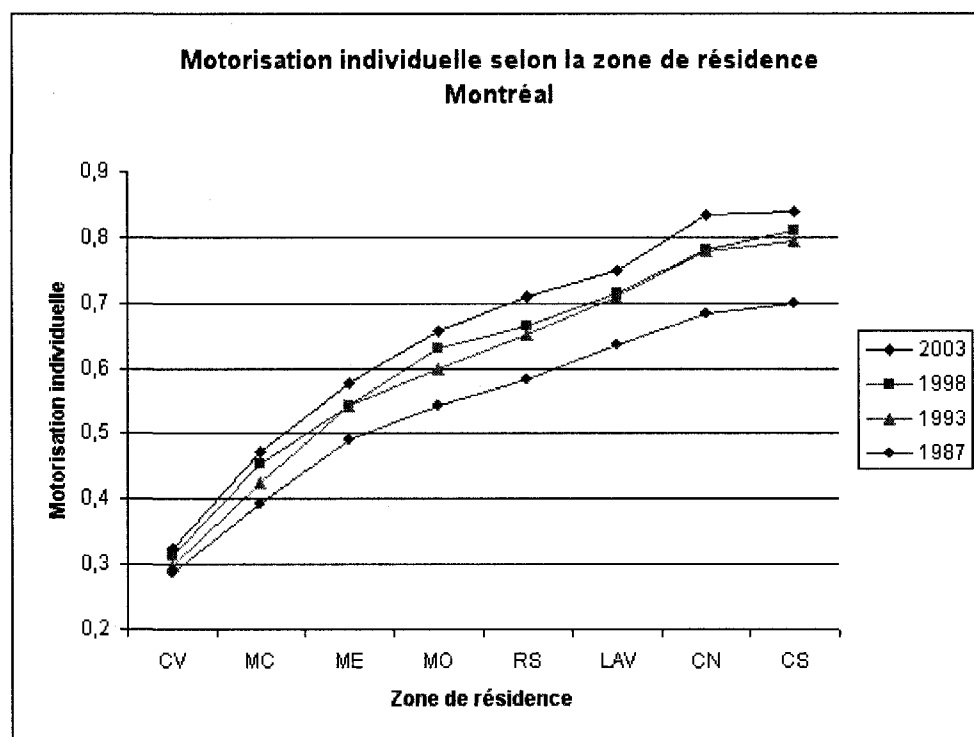


Figure 2-7 : Motorisation individuelle selon la zone de résidence à Montréal

Les différences entre l'évolution de la motorisation individuelle et de la motorisation des ménages sont à la fois spatiales et temporelles.

D'un point de vue spatial, le ratio entre motorisation dans les zones périphériques et motorisation en centre ville est beaucoup plus important pour la motorisation des ménages (de l'ordre de 3,5) que pour les individus (de l'ordre de 2,5).

D'un point de vue temporel, l'augmentation de la motorisation est beaucoup plus importante au niveau des individus qu'au niveau des ménages.

L'augmentation plus importante de la motorisation individuelle dans le temps s'explique par la diminution de la taille des ménages entre 1987 et 2003, alors que la moins grande sensibilité de la motorisation individuelle par rapport à la distance au centre-ville

s'explique par l'augmentation de la taille des ménages avec cette dernière variable. Nous retiendrons par la suite la motorisation individuelle comme variable explicative.

2.5. Et pour Lyon?

La méthodologie développée par Bonnel, et que nous mettons en place pour Montréal au chapitre 4 de ce mémoire, a été initialement appliquée au cas de Lyon, sur la base de trois enquêtes ménages réalisées entre 1976 et 1985. C'est pourquoi, il nous a semblé utile de rappeler brièvement la description que fait Bonnel des grandeurs que nous venons d'examiner sur Montréal.

2.5.1. Les enquêtes ménages de Lyon

Des enquêtes ménages sont également réalisées à Lyon. Elles constituent les données sur lesquelles s'est appuyé Bonnel en 2000 pour construire sa méthodologie. Trois enquêtes ont été réalisées : en 1976, 1985 et 1995.

Leur méthodologie est relativement semblable à celles des enquêtes de Montréal. Les ménages sont cependant enquêtés directement au domicile. Toutes les personnes de 5 ans et plus des ménages sont interviewées individuellement. Le taux d'échantillonnage est inférieur à celui des enquêtes de Montréal, puisque seulement 3700 ménages ont été enquêtés en 1976, 5000 en 1985 et 6000 en 1995.

Ces enquêtes, au cours desquelles sont relevés les déplacements de la veille du jour d'interview (en semaine) ainsi que les caractéristiques de ces déplacements (et notamment le mode) ne portent que sur les déplacements des personnes résidentes du périmètre d'étude, et excluent les transports de marchandises.

Le faible nombre de ménages enquêtés a conduit Bonnel à employer, pour sa méthode, une agrégation importante, puisque l'agglomération lyonnaise a été découpée en 7 zones.

2.5.2. L'évolution des variables entre 1976 et 1995

Au niveau de la PTC, Bonnel montre que bien que stagnante à l'échelle de la ville, elle est croissante si l'on considère la PTC associée à chaque zone. Encore une fois, ceci s'explique par une périphérisation des flux qui tend à augmenter le poids relatifs des zones à faible PTC.

A Lyon, la motorisation des ménages a nettement augmenté entre 1976 et 1985. Selon les zones, elle a progressé de 0,05 à 0,30 voiture par ménage. Bonnel note de plus une corrélation importante entre la distance au centre ville et la motorisation : plus la distance est grande, plus la motorisation est importante.

Bonnel observe enfin sur Lyon les mêmes tendances spatio-temporelles de la motorisation entre 1976 et 1995 : effets de la distance plus importants sur la motorisation des ménages que sur la motorisation individuelle et effets du temps plus marqués sur la motorisation individuelle que sur la motorisation des ménages

Nous revenons à présent au cas de Montréal.

2.6. Age et Sexe

Dans un premier temps, nous nous intéressons à l'évolution de la part de transports en commun avec l'âge. La Figure 2-8 ci-dessous présente, pour les quatre enquêtes OD, la relation entre PTC et âge.

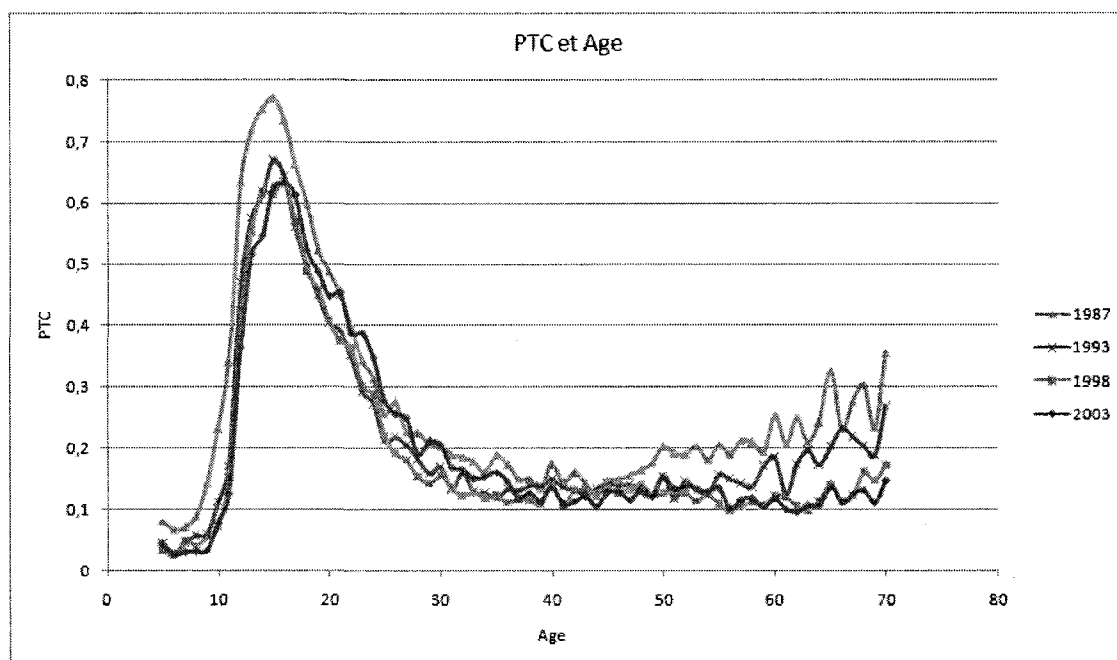


Figure 2-8 : Part de marché des transports en commun et âge

Cette évolution de la part de transports en commun avec l'âge fait apparaître des points communs à toutes les enquêtes : la PTC augmente entre 5 ans et 16 ans, puis décroît progressivement jusqu'à 40 ans. Au-delà de 40 ans, les enquêtes ne présentent pas les mêmes évolutions. En 1987, la PTC augmentait entre 40 ans et la fin de la vie, mais cette augmentation s'efface progressivement entre 1987 et 2003. C'est ce changement de comportement des personnes les plus âgées qui est en grande partie responsable de la diminution de la PTC entre 1987 et 2003 : l'effet du vieillissement de la population, autrefois favorable aux transports en commun, tend à s'effacer.

La PTC étant le quotient du nombre de trajet en transports en commun et du nombre de trajet total, il faut à présent étudier l'évolution de ces deux grandeurs.

Nous présentons ici l'évolution du nombre de trajets en transports en commun par personne et par jour, selon l'âge et le sexe, entre 1987 et 2003. Les quatre figures (Figure 2-9 à Figure 2-12) qui suivent présentent donc cette évolution. Sur chacune, la taille des bulles (surface) sur le graphique représente le coefficient de variation de

chacune des catégories définies par un sexe et un intervalle d'âge de 5 ans. La légende indique la relation entre le coefficient de variation et la taille des bulles.

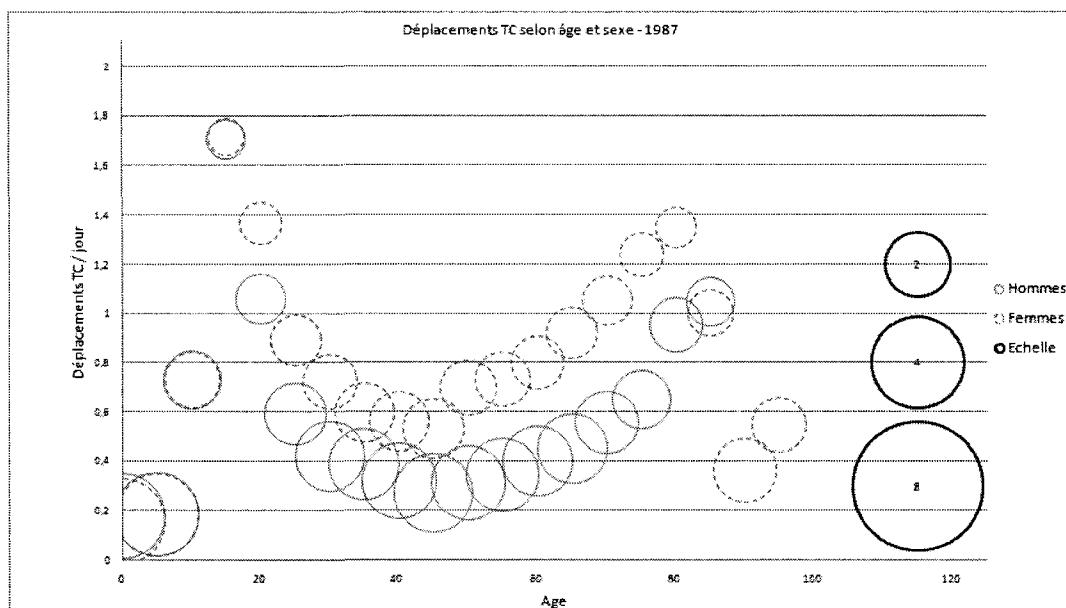


Figure 2-9 : Déplacements en transports en commun– 1987

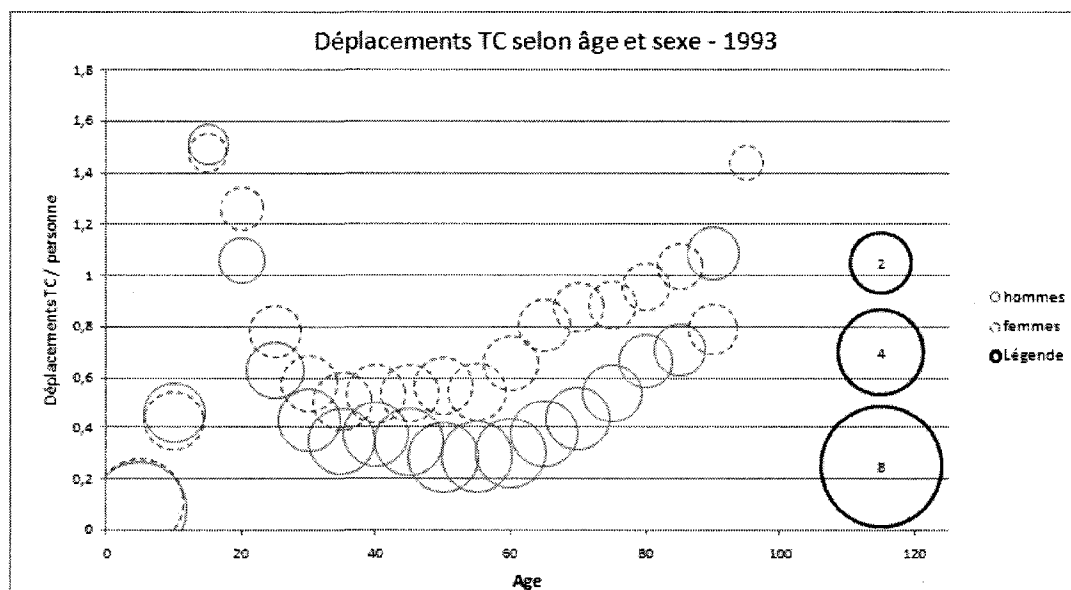


Figure 2-10 : Déplacements en transports en commun - 1993

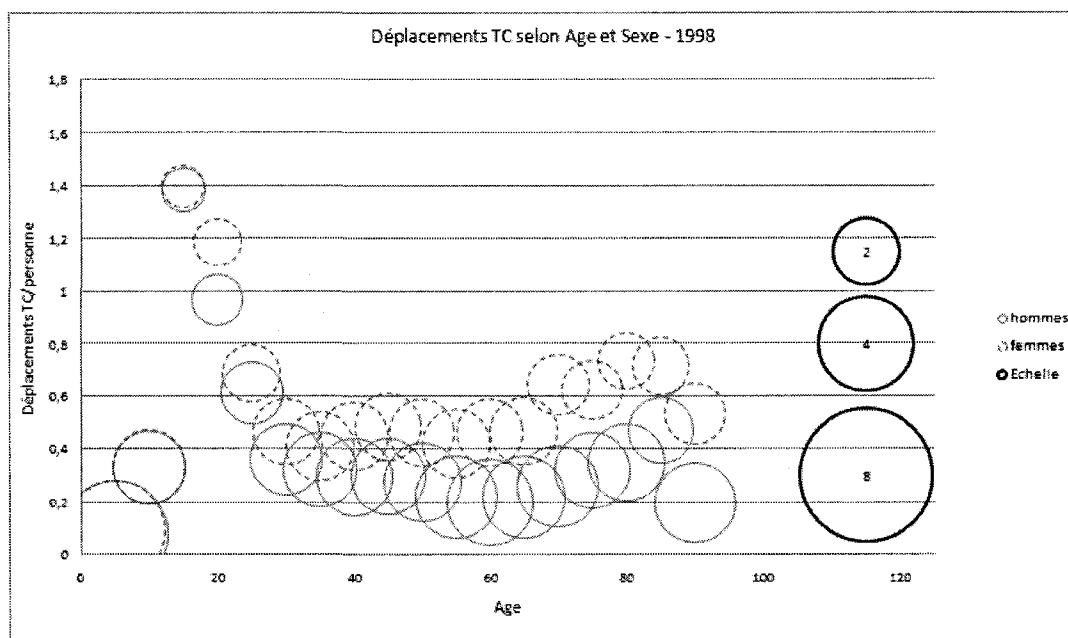


Figure 2-11 : Déplacements en transports en commun - 1998

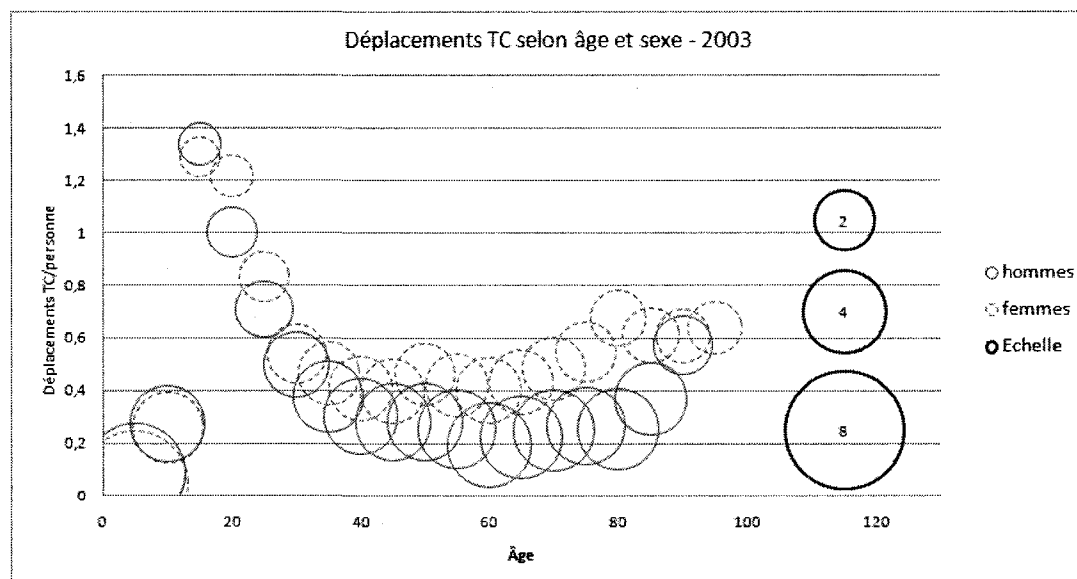


Figure 2-12 : Déplacements en transports en commun - 2003

Ces quatre graphiques appellent quelques commentaires, les différences ceux-ci soulignant certaines évolutions importantes.

La première concerne le rapprochement des comportements des femmes et des hommes, notamment chez les plus jeunes (entre 20 et 35 ans). Dans cette catégorie d'âge, les femmes utilisent moins les transports en commun qu'auparavant, et le nombre de trajets en transports en commun par jour chez les femmes se rapproche progressivement de celui des hommes.

Deuxième évolution importante, les comportements des plus âgés, aussi bien hommes que femmes, sont de moins en moins favorables aux transports en commun. En effet, en 1987 on notait une augmentation progressive du nombre de trajets en transports en commun à partir de 50 ans jusque vers 70 ans (0,55 à 1,2 trajet/jour chez les femmes)

Quelques éléments sont communs à tous les graphiques : les femmes utilisent plus les transports en commun que les hommes, quel que soit l'âge considéré. C'est ce que confirme le graphique ci-dessous (Figure 2-13), représentant l'évolution du nombre moyen de déplacements en transports en commun ainsi que le coefficient de variation (surface des bulles) selon le sexe.

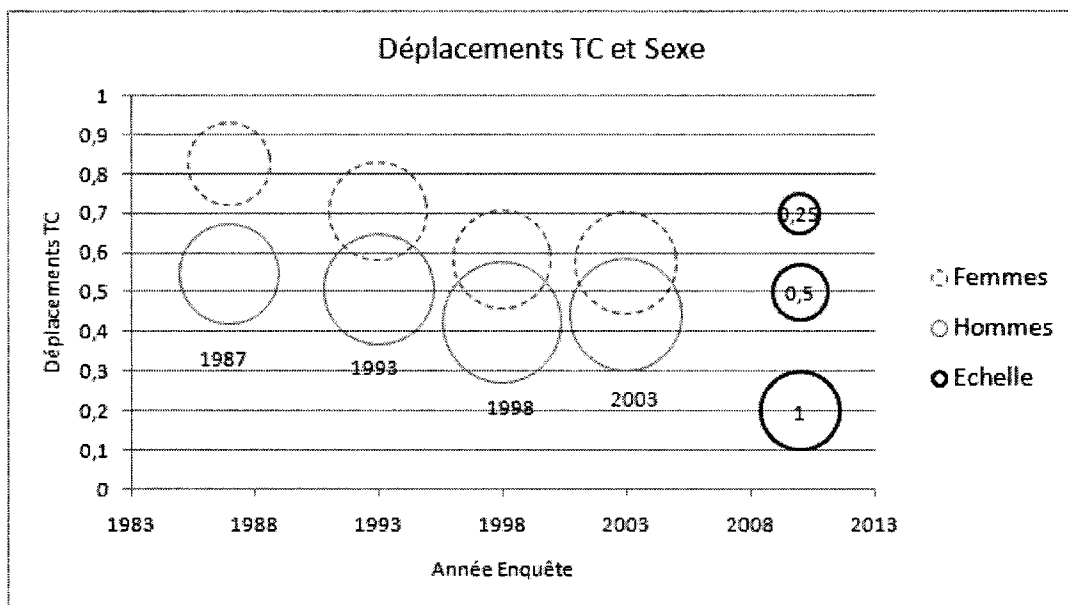


Figure 2-13 : Évolution de la relation entre PTC et Sexe

Le nombre de déplacements en transports en commun par personne augmente depuis la naissance jusqu'à 16 ans, âge minimum de détention du permis de conduire. Au-delà des 20 ans, le nombre de déplacements en transports en commun décroît jusqu'aux alentours des 60 ans, puis recommence à croître.

Le comportement des personnes âgées, qui effectuaient en 1987 un plus grand nombre de déplacements quotidiens en transports en commun était d'autant plus favorable aux transports en commun qu'on notait en parallèle une diminution progressive de la mobilité des personnes, le nombre de déplacements tout modes (AC, AP, transports en commun) diminuant à partir de 45 ans (voir Figure 2-14)

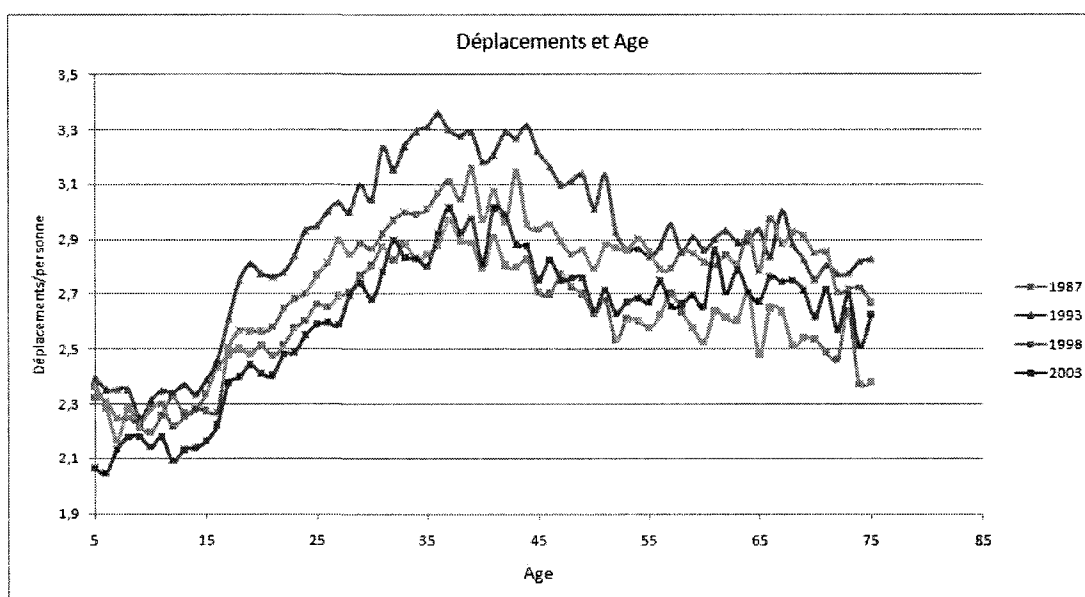


Figure 2-14 : Nombre de déplacements quotidiens selon l'âge

Les données de la Figure 2-14, issues des enquêtes OD, semble indiquer un comportement plus mobile des individus pour l'année 1993. Il s'agit en fait d'un biais provenant de la méthode d'enquête pour l'année 1993, différente de celles des autres années et qui a permis d'inclure des déplacements non déclarés dans les autres enquêtes. Notons que cette méthode de collecte ne joue que faiblement sur la PTC, puisque cette

dernière est un taux (c'est-à-dire le rapport de deux nombres de déplacements) et non une variable absolue.

La situation en 2003 a changé : l'augmentation est beaucoup moins marquée, et le nombre de trajets en transports en commun ne dépasse pas les 0,9 après 40 ans chez les femmes.

On retiendra donc en conclusion que deux aspects démographiques importants semblent jouer un rôle dans la diminution progressive de la part de marché des transports en commun. Tout d'abord le comportement des femmes, qui converge de plus en plus vers celui des hommes : diminution de l'emploi des transports en commun au profit de la voiture. Ensuite, modification progressive du comportement des plus âgés : eux aussi tendent à employer de moins en moins souvent les transports en commun, effaçant ainsi l'impact que pourrait avoir leur poids démographique croissant. Notons que si cette analyse, consistant à examiner l'évolution de comportement, au cours du temps, d'une tranche d'âge donnée fait apparaître une modification des comportements des personnes âgées, on pourrait tout aussi bien considérer qu'il s'agit en fait du vieillissement d'une population ayant peu l'habitude d'employer les transports en commun, et dont les habitudes perdurent en vieillissant.

2.7. L'offre de transports en commun

C'est une évidence, et la seule raison pour laquelle elle trouve sa place si tardivement dans ce travail parmi les variables explicatives du choix modal tient uniquement au sujet de ce mémoire, pour lequel l'offre de transport n'est pas la préoccupation majeure.

Dans les faits, il est bien évident que l'offre de transports en commun joue à Montréal comme ailleurs un rôle tout à fait décisif.

De nombreux auteurs présentent la demande de transport comme une demande dérivée de la demande d'activité. Sous ce jour, l'offre de transport est caractérisable par la notion d'accessibilité, c'est-à-dire la facilité avec laquelle l'offre de transport donne accès à un ensemble d'activités.

On peut grossièrement décomposer l'accessibilité sous deux formes :

- l'accessibilité à l'infrastructure, c'est-à-dire le temps nécessaire pour parvenir au réseau depuis un point donné du territoire. Cette grandeur est fonction de la géométrie du réseau.

- l'accessibilité aux activités, c'est-à-dire la façon dont les lieux d'activités sont desservis par les transports en commun. Cette grandeur est fonction de la géométrie du réseau et des performances de celui-ci (vitesse, temps d'attente, nombre de correspondances, etc...) Bonnafous et Masson (2003), dans une mise en relation de l'accessibilité et de l'équité, reviennent largement sur cette notion, et rappellent notamment la forme traditionnelle de la fonction d'accessibilité, déjà évoquée par Poulit (1976) :

$$A_i = \sum_j D_j \cdot e^{-c_{ij}}$$

avec i la zone pour laquelle on mesure l'accessibilité aux transports en commun, j les différentes autres zones, D_j le nombre d'unité de l'activité dont on mesure l'accessibilité (par exemple les emplois), et c_{ij} le coût de transport généralisé entre la zone i et la zone j .

D'autres paramètres caractérisent bien sûr l'offre de transport, tel que le confort. Celui-ci, selon sa qualité, va décourager ou inciter les tranches de la population les plus riches à utiliser tel ou tel mode de transport. Nous y revenons plus loin.

2.7.1. Accessibilité au réseau et choix modal sur l'île

Pour illustrer le lien entre accessibilité au réseau et choix modal, il peut être utile d'observer l'image ci-dessous (Figure 2-15) :



Figure 2-15 : Part de marché du métro selon zone de résidence – OD 2003

Cette figure représente, sous forme de grille de 100m par 100m, la part de marché des transports en commun selon le secteur de résidence, ainsi, en bleu, que le tracé des lignes de métro pour Montréal. Elle a été construite à partir des données de l'enquête OD 2003. On y voit que les zones à PTC élevée sont en fait des corridors de quelques centaines de mètres de largeurs épousant le tracé des lignes de métro.

Il faut pour comprendre ce phénomène, s'intéresser au mode d'accès aux transports en commun. Voici la répartition des différents modes d'accès sur Montréal en 2003 (voir Tableau 2-3) :

Tableau 2-3 : Part de marché des différents modes d'accès au métro (2003)

Mode d'accès métro	Part de marché
Marche à pied	60,6%
Bus STM	26,0%
Bus RTL	4,1%
Train	1,8%
Bus STL	1,9%
AC	1,9%
AP	1,9%
CIT	1,6%
Autres Bus	0,1%
Vélo	0,1%
Autobus scolaires	0,0%

La plupart des accès à la première ligne de métro, sont réalisés à pieds, ce qui explique que la distance entre le secteur de résidence et les lignes de transports joue un rôle si important, les individus effectuant rarement des trajets à pieds supérieurs à quelques centaines de mètres. Les conditions météo, souvent fraîches et pluvieuses en automne (période à laquelle se déroulent les enquêtes OD), jouent à cet égard un rôle très certainement défavorable. La comparaison avec des données collectées durant d'autres saisons seraient donc à ce titre intéressante.

2.7.2. Desserte du territoire : métro et banlieue

La GRM abrite de nombreux modes de transports en commun : Bus, Train de banlieue, métro.

La majorité (un peu plus de la moitié en 2003) des déplacements en transports en commun utilise le métro.

Néanmoins celui-ci ne recouvre qu'une faible portion de la GRM, cantonné jusqu'en 2007 à l'île de Montréal (2 stations ont depuis ouvertes sur l'île de Laval, en prolongement de la ligne orange vers Henri-Bourassa), ainsi que le prouve la Figure 2-16)



Figure 2-16 : Lignes de métro (avant le prolongement)

Ce faible recouvrement du territoire ne doit néanmoins pas faire oublier que malgré sa taille relativement faible au regard de celle de l'ensemble de la région, l'île de Montréal concentre l'essentiel des activités et services, et près de 35% de la population.

On l'a vu, l'accessibilité au métro est un paramètre important pour la PTC, aussi n'est-il pas surprenant que la PTC en banlieue soit excessivement faible.

Si l'on veut néanmoins rentrer plus dans le détail de la relation entre banlieue et métro, on peut tenter une représentation de la localisation des ménages utilisant le métro.

Pour ce faire, nous classons les résidences des individus utilisant le métro selon leur station de montée, pour motif travail. On obtient pour quelques stations de bout de lignes les éléments suivants (Figure 2-17 à Figure 2-19) :

- Henri Bourassa :

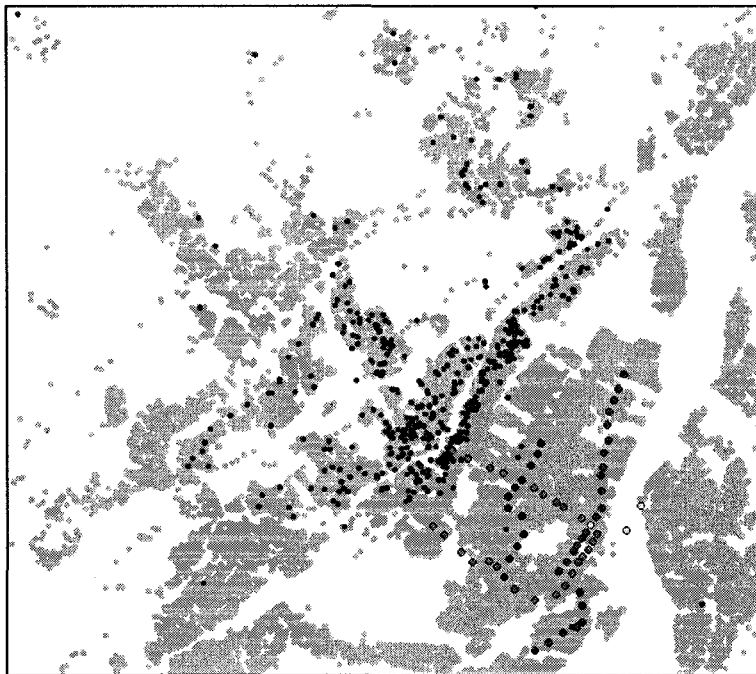


Figure 2-17 : Domiciles des montants à Henri Bourassa (motif Trav.)

-Honoré Beaugrand :



Figure 2-18 : Domiciles des montants à Honoré Beaugrand (motif Trav.)

- Longueuil :

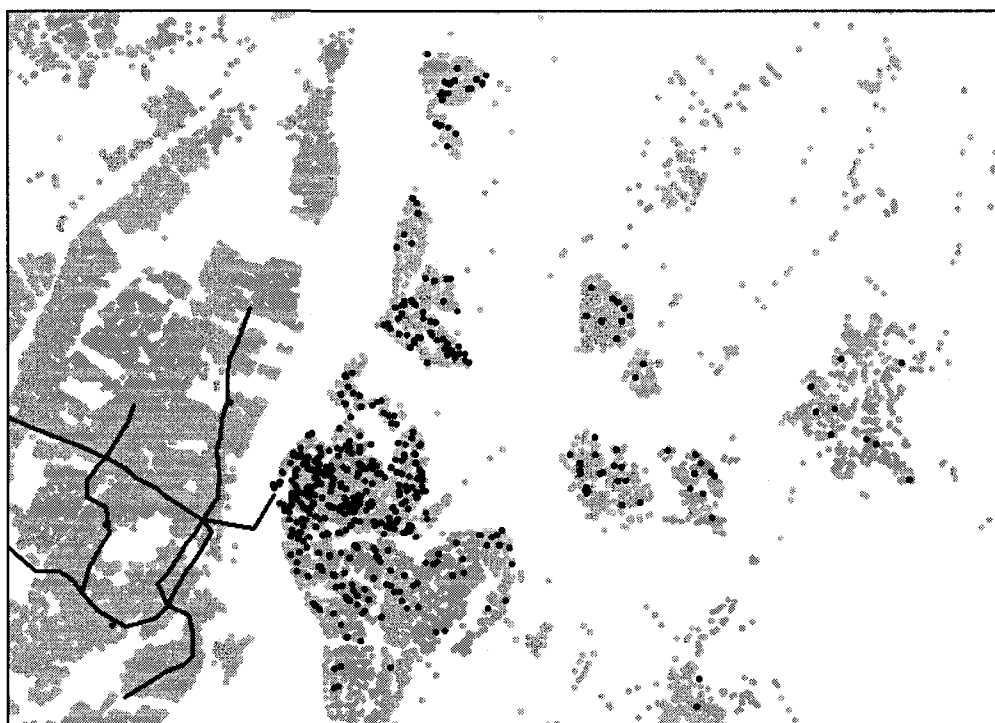


Figure 2-19 : Domiciles des montants à Longueuil (motif Trav.)

Ces stations de bout de ligne ont un bassin drainant plus important que les autres, raison pour laquelle on voit certaines personnes utiliser le métro alors que celui-ci se trouve relativement loin de chez eux. Ces personnes sont toutefois en très petit nombre et ce qu'illustrent ces différentes figures, c'est encore une fois l'importance de l'accessibilité : seuls les domiciles proches du métro utilisent de manière non négligeable celui-ci.

2.7.3. Revenus

Les revenus jouent un rôle majeur dans le choix du mode de transport. Les transports en commun présentent comme principal avantage pour l'utilisateur, et en dehors de toute externalité type préservation de l'environnement, un prix relativement modeste, qui va de pair avec un confort du même ordre.

Les populations à fort revenus sont bien souvent celles qui accordent le plus d'importance à leur confort, tout simplement parce qu'elles peuvent se le permettre financièrement.

En conséquence, les populations les plus riches ont tendance à délaisser les transports en commun, même quand ceux-ci leur offrent des performances en terme d'accessibilité tout à fait remarquable.

On retrouve ce phénomène à Montréal où la part de transports en commun est décroissante avec le revenu (voir Tableau 2-4) :

Tableau 2-4 : PTC selon la classe de revenu du ménage en 2003

Revenu du ménage en milliers de dollars	PTC
< 20	27,6%
Entre 20 et 40	16,8%
Entre 40 et 60	11,1%
Entre 60 et 80	9,3%
Entre 80 et 100	9,5%
Supérieur à 100	8,2%
Refus	11,8%
Ne sait pas	20,5%

On pourrait penser qu'il s'agit là d'un effet localisation pur, et que les ménages à forts revenus choisissent d'habiter en banlieue, les éloignant du centre-ville et donc des zones à offre de transports en commun importante. S'il est exact que les revenus sont plus élevés en banlieue, il existe cependant des zones dans l'île de Montréal où les revenus sont importants.

Ainsi, si l'on en revient à la figure précédente, on peut visualiser trois zones où la PTC semble aberrante par rapport à l'offre de transports en commun dont elle dispose (Figure 2-20)



Figure 2-20 : Grande accessibilité et faible PTC

Ces zones correspondent à des zones où les revenus des ménages sont importants, ainsi qu'on peut le visualiser sur la Figure 2-21 :



Figure 2-21 : Répartition des revenus par ménage

D'une manière générale, la Figure 2-15 illustre la césure entre un Est plus pauvre et plus consommateur de transports en commun, et un Ouest plus riche et plus porté sur l'utilisation de la voiture, pour une accessibilité au métro à peu près équivalente. L'offre de transport de banlieue moindre dans l'est a également pu jouer un rôle.

CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE DE DÉCOMPOSITION DES EFFETS

Nous détaillons à présent la méthodologie de décomposition des effets proposée par Bonnel. Nous en rappelons dans un premier temps le principe, puis nous détaillons les résultats obtenus dans le cadre d'une application à Montréal.

3.1. Principe

On reprend ici la méthode d'analyse des effets définie par Bonnel (2000) dans son article, et dont on rappelle ici le principe.

L'objectif étant de parvenir à une quantification des effets de la motorisation et de la localisation sur le choix modal des individus, on est amené à s'interroger sur la façon dont ces deux paramètres explicatifs vont interagir pour influencer le choix modal. Deux aspects apparaissent importants.

Premièrement l'indépendance entre ces variables. Il est tout à fait possible, et il est même quasiment certain qu'une variation de la localisation d'un individu peut entraîner une variation de sa motorisation. Une personne qui déménage dans une localité éloignée de son lieu de travail, et mal desservie en transports en commun va avoir tendance à se motoriser. Les deux variables motorisation et localisation, dans leur acceptation commune, c'est à dire en temps qu'attributs de l'individu, semblent donc liées (sans que l'on puisse identifier clairement le rapport cause-conséquence). Ceci est problématique lorsqu'on souhaite, comme ici, isoler les effets de variation de chacune de ces variables. On va donc chercher à créer de nouvelles variables, dont on pourra toujours affirmer qu'elles représentent une forme de motorisation et une forme de localisation, mais qu'on cherchera à rendre aussi indépendantes l'une de l'autre que possible. Nous reviendrons sur ce point plus loin.

Deuxièmement, même si nous disposons de deux variables pouvant varier de manière complètement indépendantes l'une de l'autre, il n'est pas dit que leurs effets seront pour autant indépendants. En général, la variation d'une fonction de deux variables sous l'effet d'une modification de l'une d'elles dépend de la valeur de cette modification, mais aussi

de la valeur de la deuxième variable, restée constante. La méthodologie définie par Bonnel permet de formaliser l'influence de chacune des variables sur la grandeur à expliquer et de définir précisément ce que l'on entend par indépendance des effets.

Cette méthodologie s'inscrit dans une procédure agrégée, c'est à dire qu'on découpe l'espace d'étude (c'est à dire ici la grande région de Montréal) en zones, que l'on va munir d'attributs. On s'intéresse à une variable Y, en l'occurrence la part de marché du transport collectif sur l'ensemble de la région, dont on suppose a priori qu'elle est fonction de deux facteurs explicatifs (notés par la suite a et b), ici l'étalement urbain et la motorisation, et d'un troisième (noté par la suite c) rassemblant l'ensemble des autres facteurs explicatifs inconnus. La valeur de Y est fonction de la part de marché des transports en commun sur chacun des trajets entre les zones (cases des matrices OD). Ces parts de marchés sont elles-mêmes dépendantes des valeurs (a_i , b_i , c_i) prises par les facteurs explicatifs sur ces trajets.

On pourra donc écrire : $Y = PTC = \sum_i F(a_i, b_i, c_i)$.

La somme fait donc référence à une moyenne pondérée sur les différentes unités statistiques que sont les trajets.

On explicite à présent une méthode permettant d'identifier les différents effets sur Y qu'entraînent les variations de a, b et c.

Pour ce faire, nous considérons deux états 1 et 2 (correspondant à des années différentes), dans lesquels Y prend respectivement les valeurs Y_1 et Y_2 , a, b et c prenant quant à eux, sur les différents trajets entre zones, les valeurs ($a_{1,i}$ et ($a_{2,i}$), ($b_{1,i}$ et ($b_{2,i}$), ($c_{1,i}$) et ($c_{2,i}$)

On a alors:

$$\frac{Y_2}{Y_1} = \frac{\sum_i F(a_{2,i}; b_{2,i}; c_{2,i})}{\sum_i F(a_{1,i}; b_{1,i}; c_{1,i})}$$

Afin de ne pas surcharger la notation, on va noter $a_1=(a_{1,i})$ et $a_2=(a_{2,i})$. De même avec b et c.

On notera alors:
$$\frac{Y_2}{Y_1} = \frac{F(a_2; b_2; c_2)}{F(a_1; b_1; c_1)}$$

On fait alors apparaître $\frac{Y_2}{Y_1}$ comme un produit de quotients dont on pourra donner une interprétation :

$$\begin{aligned} \frac{Y_2}{Y_1} &= \frac{F(a_2; b_2; c_2)}{F(a_1; b_1; c_1)} = \frac{F(a_2; b_1; c_1)}{F(a_1; b_1; c_1)} \times \frac{F(a_1; b_2; c_1)}{F(a_1; b_1; c_1)} \times \frac{F(a_1; b_1; c_2)}{F(a_1; b_1; c_1)} \\ &\times \frac{F(a_1; b_1; c_1)}{F(a_1; b_2; c_1)} \times \frac{F(a_2; b_2; c_1)}{F(a_2; b_1; c_1)} \times \frac{F(a_1; b_1; c_1)}{F(a_1; b_1; c_2)} \times \frac{F(a_2; b_1; c_2)}{F(a_2; b_1; c_1)} \times \frac{F(a_1; b_1; c_1)}{F(a_1; b_2; c_1)} \times \frac{F(a_1; b_2; c_2)}{F(a_1; b_1; c_2)} \\ &\times \frac{F(a_2; b_2; c_2)}{F(a_1; b_1; c_1)} \times \frac{F(a_2; b_1; c_1)}{F(a_2; b_2; c_1)} \times \frac{F(a_1; b_2; c_1)}{F(a_1; b_2; c_2)} \times \frac{F(a_1; b_1; c_2)}{F(a_2; b_1; c_2)} \end{aligned}$$

On obtient ainsi un produit de six quotients.

- Parmi ceux-ci les trois premiers termes correspondent à des effets simples, notés respectivement E(a), E(b) et E(c).

E(a) est le taux de variation de Y lorsque a passe de a_1 à a_2 , les autres facteurs restant inchangés.

De même, E(b) est le taux de variation de Y lorsque b passe de b_1 à b_2 , les autres facteurs restant inchangés.

Enfin, E(c) est le taux de variation de Y lorsque c passe de c_1 à c_2 , les autres facteurs restant inchangés.

- Les trois quotients suivants sont des effets doubles. On les note respectivement E(a,b), E(a,c), E(b,c).

L'interprétation de $E(a,b)$ peut se faire en écrivant :

$$E(a,b) = \frac{\frac{F(a_1,b_1,c_1)}{F(a_1,b_2,c_1)} \frac{F(a_2,b_2,c_1)}{F(a_2,b_1,c_1)}}{\frac{F(a_1,b_1,c_1)}{F(a_1,b_2,c_1)} \frac{F(a_2,b_2,c_1)}{F(a_2,b_1,c_1)}} = \frac{\frac{F(a_1,b_1,c_1)}{F(a_1,b_2,c_1)}}{\frac{F(a_2,b_1,c_1)}{F(a_2,b_2,c_1)}}$$

$E(a,b)$ est alors le quotient entre le taux de variation de Y lorsque b passe de b_1 à b_2 avec a et c constant à a_1 et c_1 , et celui où b passe de b_1 à b_2 , avec a cette fois-ci en a_2 et c toujours en c_1 . Si le taux de variation de Y lorsque b varie est indépendant de la valeur de a , c'est à dire si les effets de a et b sont indépendants, alors $E(a,b)$ vaut 1.

Notons que la réciproque n'est pas vraie, c'est à dire que pour que a et b aient des effets véritablement indépendants, il faut que $E(a,b)$ vaille 1 pour toutes les valeurs de a et b , et non pas seulement pour deux jeux de valeurs particuliers.

On peut interpréter de la même manière les deux autres effets doubles $E(a,c)$ et $E(b,c)$, par simple permutation des lettres.

Dans l'étude que l'on va faire du problème, l'objectif est de créer des variables qui d'une part aient physiquement un sens intéressant et qui d'autre part soient aussi indépendantes que possibles les unes des autres, et donc avec des effets doubles les plus proches de 1 que possible.

Enfin, l'effet triple $E(a,b,c)$ peut s'interpréter en écrivant :

$$E(a,b,c) = \frac{\frac{F(a_2,b_2,c_2)}{F(a_1,b_1,c_1)} \frac{F(a_2,b_1,c_1)}{F(a_2,b_2,c_1)} \frac{F(a_1,b_2,c_1)}{F(a_1,b_1,c_2)} \frac{F(a_1,b_1,c_2)}{F(a_2,b_1,c_2)}}{\frac{F(a_2,b_2,c_2)}{F(a_1,b_2,c_2)} \frac{F(a_2,b_1,c_1)}{F(a_2,b_2,c_1)} \frac{F(a_1,b_2,c_1)}{F(a_1,b_1,c_2)} \frac{F(a_1,b_1,c_2)}{F(a_2,b_1,c_2)}} = \frac{\frac{F(a_2,b_2,c_2)}{F(a_1,b_2,c_2)} \frac{F(a_2,b_1,c_1)}{F(a_2,b_2,c_1)}}{\frac{F(a_1,b_2,c_1)}{F(a_1,b_1,c_2)} \frac{F(a_2,b_1,c_2)}{F(a_2,b_2,c_1)}}$$

En se centrant sur a , on interprète alors $E(a,b,c)$ comme le quotient de deux termes. Chacun de ces termes est le produit de 2 taux de variations de Y , avec a passant systématiquement de a_1 à a_2 . Si l'évolution de Y en fonction de a est indépendante de b

et c on a donc un effet triple égal à 1, puisque les deux taux de variations au numérateur sont égaux à ceux au dénominateur.

En réarrangeant les termes différemment, on aurait pu faire une présentation identique en se centrant sur b ou c.

Ici encore, le fait que l'effet triple soit égal à 1 pour deux jeux de valeurs ne nous garantit pas l'indépendance des valeurs a, b et c puisqu'il faudrait que ce soit le cas pour n'importe quelles valeurs de a,b et c.

3.2. Formalisation des variables

Le succès de cette méthode dépend de notre capacité à créer des variables qui permettront d'obtenir des effets doubles et triples proches de 1.

Ceci a conduit à définir des variables de motorisation et de localisation légèrement différentes de leur acceptation commune.

La motorisation et la localisation sont généralement conçues comme des attributs de l'individu ou du ménage (motorisation individuelle, lieu de résidence). Quantifier alors la variation de la PTC due à une modification de la motorisation, et uniquement de celle-ci, s'avère difficile puisque la motorisation influe sur la localisation (et inversement).

L'idée est donc de transférer ces deux attributs des personnes vers les déplacements que celles-ci effectuent, et plus précisément de relier la motorisation des personnes au couple OD en construisant un attribut motorisation pour chaque paire OD.

La formalisation retenue de la fonction de motorisation est :

Pour chaque paire OD ij :
$$m_{ij} = \frac{\sum_k I_k}{N_{ij}}$$

La localisation est quant à elle représentée par la matrice OD classique.

Nous obtenons ainsi une matrice de motorisation et une matrice de localisation. C'est l'incidence de la déformation de chacune de ces deux matrices que nous appellerons effet motorisation et effet localisation. On en voit les restrictions par rapport à la terminologie usuelle : ce que nous appelons effet motorisation est donc uniquement l'effet de la variation de la motorisation à structure spatiale des déplacements constante. Il est vraisemblable que les modifications de la motorisation des individus aient une influence sur la matrice OD et donc sur la PTC, mais cette part de l'effet motorisation, en tant que déformation de la matrice OD, est ici pris en compte dans ce que nous appelons effet localisation. On aboutit donc à une réduction du sens du terme « effet motorisation », mais c'est cette restriction qui assure le bon fonctionnement de la méthode, car elle permet de séparer en deux les effets de la motorisation.

Une fois établies ces deux variables, il reste à les relier à la part de transports en commun PTC.

Pour ce faire, nous utilisons un modèle de type Logit, dans lequel nous supposons que les individus ont le choix entre deux modes de transports : véhicule privé (VP) ou transports en commun (TC).

Si nous supposons que chacun de ces modes est associé à une fonction d'utilité (respectivement) U_{VP} et U_{TC} , fonction de la motorisation et des autres facteurs explicatifs inconnus, nous pouvons écrire, pour chaque paire OD ij :

$$\boxed{U_{VP} = \alpha_{VP} \cdot m_{ij} + \beta_{VP} \cdot a_{ij} + \varepsilon_{ij}} \quad \text{et} \quad \boxed{U_{TC} = \alpha_{TC} \cdot m_{ij} + \beta_{TC} \cdot a_{ij} + \varepsilon_{ij}}$$

Dans le modèle logit classique, on obtient alors :

$$PTC_{ij} = \frac{1}{1 + e^{U_{VP} - U_{TC}}} = \frac{1}{1 + e^{(\alpha_{VP} - \alpha_{TC})m_{ij} + (\beta_{VP} - \beta_{TC})a_{ij}}}$$

Le problème qui se présente est que l'on doit alors à la fois caler les paramètres α et β et les autres facteurs a_{ij} . Les coefficients β peuvent cependant être incorporés dans les a_{ij} . Ceux-ci se déduisent alors de l'expression qui suit, dérivée de l'équation précédente :

$$a_{ij} = \frac{\ln(\frac{I}{TC_{ij}} - 1) - m_{ij}}{\alpha}, \text{ où } \alpha = \alpha_{VP} - \alpha_{TC}.$$

Il nous reste à donner une valeur à α . Evidemment on pourrait caler le modèle logit agrégé sur les données d'enquêtes OD, mais Bonnel précise que l'existence d'une seule variable explicative rend difficile d'espérer de toute façon une corrélation excellente. Il préfère donc une gamme de valeurs cohérentes, mais nous nous bornons ici à considérer une valeur particulière de cette gamme, à savoir $\alpha=1$ (la valeur que retient également Bonnel). Nous verrons plus loin qu'en introduisant d'autres variables explicatives nous pouvons choisir une autre valeur pour α .

Le calage des autres facteurs explicatifs est alors rendu possible par les enquêtes OD de Montréal qui permettent de connaître les PTC_{ij} ainsi que de calculer les m_{ij} , et donc d'en déduire les a_{ij} .

Une fois calés les autres paramètres, on peut utiliser le modèle pour calculer les effets simples, doubles et triple.

3.3. Résultats globaux

Nous avons testé la méthode pour un découpage en 8 zones, concentriques (voir Figure 2-1), permettant d'utiliser les enquêtes OD de Montréal de 1987, 1993, 1998 et 2003.

Certaines cases de la matrice des PTC_{ij} sont vides, et ne permettent donc pas de caler les différents paramètres. Dans un tel cas nous retirons la paire OD considérée de nos calculs. Certaines autres cases de la matrice OD présentent un nombre de déplacements très faible, qui ne permet pas d'assurer un calage correct des paramètres. Nous avons néanmoins conservé ces cases OD car le bruit qu'elles génèrent est en quelque sorte gommé par la faible pondération l_{ij} qui leur est accordée.

On trouvera en annexe les matrices des PTC, de localisation, de motorisation et des autres facteurs, pour les 4 années d'enquête, et pour le découpage en 8 régions.

Nous présentons (Tableau 3-1) ci-dessous les résultats obtenus (a= motorisation, b= localisation, c= autres facteurs) :

Tableau 3-1 : Effets des différents facteurs à Montréal

	Effets Montréal		
	1987-1993	1993-1998	1998-2003
E(a)	0,9649	0,9902	0,9915
E(b)	0,9311	0,9551	0,9977
E(c)	0,8834	0,9306	1,0815
Total effets simples	0,7936	0,8801	1,0698
E(a,b)	0,9992	1,0000	1,0001
E(a,c)	0,9987	0,9999	1,0001
E(b,c)	0,9947	1,0005	1,0005
E(a,b,c)	1,0000	1,0000	1,0000
Total effets multiples	0,9926	1,0005	1,0007
TOTAL	0,7877	0,8805	1,0706

La valeur de chaque effet (qu'il soit simple, double ou triple) correspond à un coefficient multiplicatif. Par exemple, l'effet motorisation E(a) entre 1987 et 1993 vaut 0,9649, ce qui signifie que la motorisation a eu pour effet entre ces deux dates d'entraîner une réduction de la PTC de $1 - 0,9649 = 3,51\%$.

Une valeur inférieure à 1 signifie donc un effet de réduction de la PTC, et une valeur supérieure à 1 signifie un effet d'augmentation de la PTC. Une valeur de 1 signifie qu'il n'y a aucun effet.

Les lignes de totaux renvoient au produit des différents effets considérés. Ainsi, le « Total Effets Simples » est le produit des effets simples motorisation, localisation et autres facteurs. Sa valeur de 0,7936 entre 1987 et 1993 signifie que les effets simples ont entraîné au total une diminution de 20,64% de la PTC entre ces deux dates.

Le « total effets multiples » est le produit des effets doubles et de l'effet triple, dont on espère (c'est le but de la méthodologie mise en place !) qu'ils seront aussi proche de 1 que possible.

Enfin, la ligne « TOTAL » renvoie à la variation de la PTC entre les dates considérées. C'est le produit de tous les effets simples, doubles et triples (ou encore le produit des lignes « Total effets simples » et « Total Effets Multiples »), et correspond très exactement à la variation observée sur les enquêtes OD (ceci dû au fait que l'erreur du modèle logit est assimilé aux « autres facteurs explicatifs »).

Le premier résultat remarquable est que les effets doubles et triples sont tous très proche de 1, ce qui était l'objectif premier de la méthodologie mise en place.

L'effet motorisation est globalement moindre que l'effet localisation. Rappelons toutefois que cet effet motorisation ne comprend que l'effet de la variation de la motorisation à structure des déplacements constante, et qu'une partie de ce qui est généralement appelé influence de la motorisation est ici incluse dans l'effet localisation, au travers de la modification de la matrice OD que peut induire les variations de motorisation individuelle.

Cet ordre de grandeur des effets motorisation et localisation est cohérent avec les résultats de Bonnel, 1997, sur Lyon. Il y était déjà souligné que l'effet motorisation semblait moindre que l'effet localisation.

Rappelons tout d'abord (Tableau 3-2) les résultats obtenus par Bonnel sur Lyon :

Tableau 3-2 : Effets des différents facteurs à Lyon

Effets Lyon		
	1976-1985	1985-1995
E(a)	0,963	0,996
E(b)	0,940	0,923
E(c)	1,211	0,969
E(a,b)	0,999	1,000
E(a,c)	1,004	1,001
E(b,c)	1,004	1,007
E(a,b,c)	1,001	1,000
TOTAL	1,105	0,898

Il est intéressant de noter qu'au-delà des différences d'urbanisme entre une ville européenne et une ville nord américaine, les effets de la motorisation et de la localisation, dont on a vu qu'elles avaient connu des tendances similaires sur leur périodes d'étude respectives, sont du même ordre de grandeur à Lyon et à Montréal, et qu'en particulier l'effet localisation prédomine sur l'effet motorisation.

La méthode permet de décomposer la variation de la PTC comme un produit de trois effets simples, associés aux trois variables localisation, motorisation, et autres facteurs. Elle démontre l'influence relativement faible de la motorisation sur la PTC, à structure des déplacements constante.

Il nous semble utile de rappeler les diverses restrictions qu'il faut donner au sens des mots ici employés. Effet ne désigne ici pas un lien de cause à effet, et ce que nous appelons effet motorisation n'est qu'une partie de l'influence que la motorisation peut avoir sur le choix modal, en excluant les modifications de trajets qu'un changement de motorisation peut occasionner.

Les prolongements de cette méthode sont potentiellement nombreux. Il serait sans doute profitable de faire varier le niveau d'agrégation en utilisant un découpage plus fin de l'espace. Ensuite, la méthode est généralisable à un nombre plus important de facteurs explicatifs, ce qui par exemple permettrait de mesurer l'effet de la variation de l'offre de transport. Cette deuxième problématique rejoint la première dans la mesure où une matrice de coûts de transports généralisés n'a de sens que pour un zonage assez fin.

Ensuite, il est tout à fait possible de segmenter les déplacements étudiés par motif ou heure de déplacement, pour mettre en lumière une éventuelle hétérogénéité des effets.

3.3.1. Spatialisation des résultats

Les résultats que nous venons d'obtenir peuvent être représentés de manière spatiale, ce qui nous permettra ensuite d'en tirer un certain nombre d'enseignements en termes de modélisation.

La première spatialisation possible consiste à représenter ces différentes matrices. Nous disposons en effet des variables pour chaque paire OD.

3.3.1.1. Effets motorisation

Intéressons nous dans un premier temps à l'effet motorisation, entre 1998 et 2003, au travers du Tableau 3-3. Sur celui sont représentés les effets pour chaque paire OD, en associant un code de couleur à ces valeurs, pour une meilleure visualisation des résultats. Sur les tableaux qui suivent (jusqu'au Tableau 3-5), plus la trame est claire plus l'effet est élevé : ainsi les cases très claires signifient un effet supérieur à 1 et donc favorable aux transports en commun, alors que les cases sombres indiquent un effet inférieur à 1 et donc défavorable aux transports en commun.

Tableau 3-3 : Effet motorisation par paire OD, 1998-2003

		DEST							
		301	302	303	304	305	306	307	308
ORI	301	1,026	1,002	0,981	0,979	0,985	0,975	0,989	0,992
	302	1,004	0,997	1,000	0,993	0,970	0,968	0,963	0,957
	303	0,976	1,001	0,992	1,010	0,982	0,978	0,964	0,980
	304	0,982	0,990	1,020	0,984	0,960	0,974	0,971	0,948
	305	0,964	0,964	0,969	0,963	0,967	0,990	0,981	0,961
	306	0,976	0,963	0,967	0,986	0,992	0,964	0,961	
	307	0,979	0,961	0,966	0,979	0,948	0,988	0,963	
	308	0,998	0,969	0,995	0,983	0,948			0,959

On constate qu'en tendance les effets motorisations sont d'autant plus en faveur des transports en commun que l'on est proche du centre ville, confirmant que la motorisation s'est principalement accrue en banlieue, alors qu'elle a légèrement décline en centre-ville, favorisant l'utilisation des transports en commun. Ainsi par exemple l'effet motorisation sur la paire OD 301-301 (déplacements internes à la zone Centre-Ville) est

légèrement favorable aux transports en commun (1,026), alors que sur la zone 308 (que cette zone soit origine ou destination), l'effet motorisation a été défavorable aux transports en commun.

On va à présent représenter les effets pour les deux autres périodes :

Tableau 3-4 : Effets motorisation par paire OD, 1993-1998

		DEST							
		301	302	303	304	305	306	307	308
ORI	301	0.9872	0.9935	1.0046	0.9976	0.9887	1.0051	0.9841	0.9761
	302	0.9930	0.9877	0.9972	0.9835	0.9926	0.9937	0.9910	0.9690
	303	1.0013	0.9984	0.9920	0.9764	0.9709	0.9685	0.9895	0.9789
	304	0.9965	0.9842	0.9638	0.9785	0.9835	0.9999	0.9962	0.9938
	305	0.9913	0.9977	0.9609	0.9788	0.9883	0.9390	1.0086	0.9854
	306	1.0130	0.9942	0.9830	0.9805	0.9692	1.0061	0.9963	
	307	0.9898	0.9960	0.9839	1.0021	1.0185	0.9921	0.9997	
	308	0.9686	0.9841	0.9745	0.9942	0.9851			0.9850

Sur cette période, les effets ont été plus homogènes d'un point de vue spatial, et majoritairement à la baisse, même si quelques paires ont contribué à la hausse des transports en commun à travers leur effet motorisation.

Enfin, on analyse les effets pour la dernière période :

Tableau 3-5 : Effets motorisation par paire OD, 1987-1993

		DEST							
		301	302	303	304	305	306	307	308
ORI	301	0.9716	0.9804	0.9750	0.9738	0.9660	0.9530	0.9331	0.9440
	302	0.9813	0.9681	0.9572	0.9589	0.9514	0.9410	0.9375	0.9301
	303	0.9772	0.9571	0.9521	0.9446	0.9078	0.9611	0.9304	0.9691
	304	0.9725	0.9717	0.9534	0.9503	0.9272	0.9310	0.9405	0.9129
	305	0.9648	0.9512	0.9236	0.9329	0.9370	1.0045	0.9625	0.9158
	306	0.9578	0.9392	0.9511	0.9343	1.0122	0.9388	0.9051	0.8750
	307	0.9296	0.9299	0.9285	0.8931	0.8733	0.9090	0.9171	
	308	0.9475	0.9218	0.9673	0.9147	0.9181	0.9074		0.9385

Ici, à deux exceptions près, tous les effets sont inférieurs à 1. Néanmoins, on retrouve l'idée d'une différence de comportement entre la banlieue, pour laquelle l'effet motorisation est fortement inférieur à 1, et l'île de Montréal sur laquelle les effets motorisation, bien qu'eux aussi inférieur à 1, sont moins marqués.

3.3.1.2. Effet localisation

Il peut être utile de représenter dans un premier temps la déformation de la matrice de

localisation, c'est-à-dire la matrice des $\frac{L_{ij}^2}{L_{ij}^1}$ (Figure 3-1):

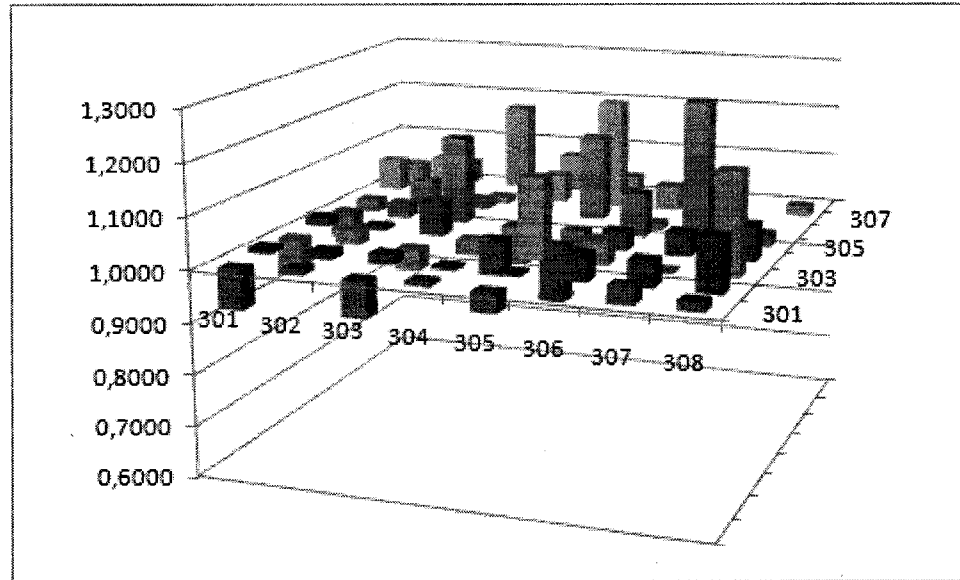


Figure 3-1 : Évolution des localisations selon OD, 1998-2003

On voit encore une fois apparaître des comportements différents selon qu'il s'agit de la banlieue ou de l'île de Montréal : si la zone Montréal Centre (302) a globalement vu le trafic augmenter (qu'il y arrive ou qu'il en parte), en revanche les autres zones de Montréal ont plutôt vu leur poids relatif diminuer, à l'inverse des zones de banlieue (exception faite des liens entre les zones 304 et 305).

Néanmoins cette évolution des localisations ne représente pas l'effet de celles-ci.

L'effet localisation renvoie directement à la discussion menée au chapitre 3. Il s'agit de mesurer l'influence de la déformation du poids respectif de chaque case de la matrice OD. Si une case OD a une PTC inférieure à la moyenne et que son poids relatif en termes de nombre de déplacements augmente, l'effet localisation associé à cette paire

OD tendra à faire diminuer la PTC. Il ne s'agit donc pas de ne comptabiliser que la variation des poids de chaque paire OD : il faut savoir si cette variation influe positivement ou négativement sur PTC totale, ce qui dépend de la valeur de la PTC pour cette paire. Nous proposons alors de définir un effet localisation pour la paire ij par :

$$E_{ij}(l) = (L_{ij}^2 - L_{ij}^1) \cdot (TC_{ij}^1 - TC^1)$$

Avec :

- L_{ij}^1 et L_{ij}^2 les poids respectifs de la paire OD ij pour les années 1 et 2

- TC_{ij}^1 la PTC sur la paire ij pour l'année 1

- TC la PTC moyenne pour l'année 1.

Si $E_{ij}(l)$ est positif, la paire OD contribue favorablement à la PTC et si $E_{ij}(b)$ est négatif elle la fait diminuer, pour ce qui est de l'évolution de la localisation. Il ne s'agit pas réellement de l'effet imputable à la paire mais d'un indicateur de cet effet.

Notons que si nous sommons les $E_{ij}(l)$, il en résulte :

$$\sum_{i,j} E_{ij}(l) = \sum_{i,j} L_{ij}^2 \cdot TC_{ij}^1 - TC^1 \cdot \sum_{i,j} L_{ij}^2 - \sum_{i,j} L_{ij}^1 \cdot TC_{ij}^1 + TC^1 \cdot \sum_{i,j} L_{ij}^1 \quad \square$$

Mais comme :

$$\sum_{i,j} L_{ij}^2 = \sum_{i,j} L_{ij}^1 = 1$$

On a finalement :

$$\sum_{i,j} E_{ij}(l) = \sum_{i,j} L_{ij}^2 \cdot TC_{ij}^1 - \sum_{i,j} L_{ij}^1 \cdot TC_{ij}^1$$

Ce qui est à rapprocher de l'effet localisation défini par :

$$E(i) = \frac{\sum_{i,j} L_{ij}^2 \cdot TC_{ij}^1}{\sum_{i,j} L_{ij}^1 \cdot TC_{ij}^1}$$

Une fois définies ces grandeurs, nous pouvons représenter la matrice des effets localisation $E_{ij}(b)$ pour les différentes années

Tableau 3-6 : Effets localisation selon OD, 1998-2003

		DEST							
		301	302	303	304	305	306	307	308
ORI	301	-0.0632	0.0444	-0.0379	0.0085	-0.0282	0.0007	-0.0020	0.0002
	302	0.0521	0.0942	0.0115	0.0031	0.0009	-0.0152	-0.0156	-0.0218
	303	-0.0380	0.0162	-0.0018	-0.0014	-0.0104	-0.0076	0.0010	-0.0131
	304	0.0148	0.0040	-0.0031	0.1883	0.0130	-0.0102	-0.0096	-0.0297
	305	-0.0394	0.0044	-0.0124	0.0090	0.1435	-0.0033	-0.0107	-0.0144
	306	-0.0038	-0.0171	-0.0032	-0.0166	-0.0053	0.0315	-0.0347	
	307	-0.0040	-0.0242	0.0033	-0.0125	-0.0091	-0.0254	-0.2492	
	308	0.0003	-0.0101	-0.0115	-0.0322	-0.0227			0.0831
TOTAL		-0.0755	0.2610	-0.0062	0.0121	0.1467	-0.0317	-0.3218	-0.0118

Ce tableau permet de préciser qu'au niveau des localisations, la zone 302 joue, entre 1998 et 2003, un effet positif sur la PTC (du moins dans sa relation avec les zones 301 à 305), ceci s'expliquant par le fait que son poids a augmenté alors que sa part modale est plus importante que la moyenne. Pour des raisons diamétralement opposées (diminution du poids et PTC faibles) les relations entre zone 304 et 305 ont également joué un rôle positif en termes d'effet localisation sur la PTC.

Les autres zones ont joué un rôle globalement négatif, traduisant l'augmentation du poids dans les zones où la PTC est la plus faible, phénomène déjà évoqué au chapitre précédent.

De la même manière, nous représentons la déformation des localisations ainsi que les effets de celles-ci pour les deux autres périodes d'études :

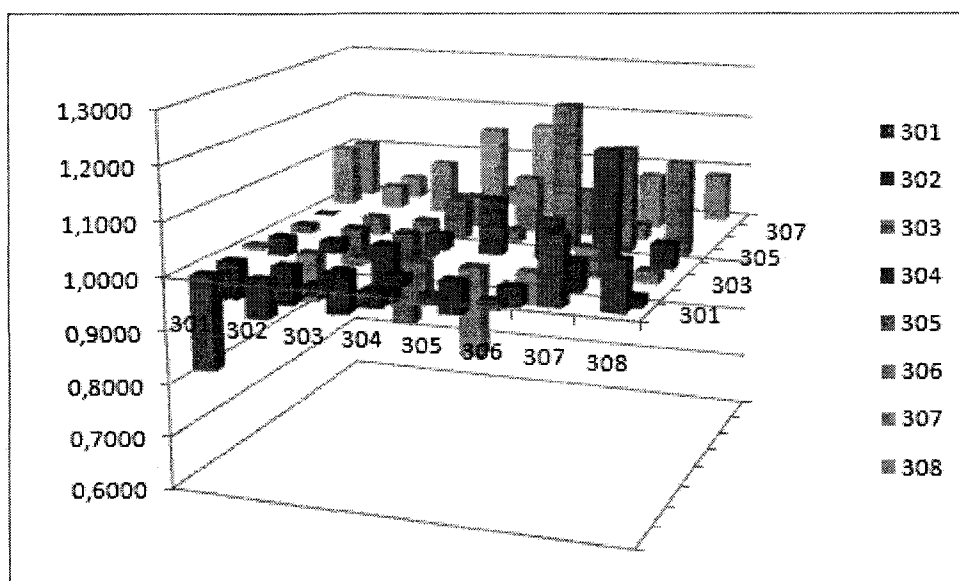


Figure 3-2 : Evolution des localisations, 1993-1998

Sur cette période, et de manière encore plus sensible que pour la période suivante (1998-2003), on assiste à la périphérisation des flux décrite précédemment : les zones de l'île de Montréal perdent du poids ((rapport des Lij inférieur à 1) au profit des zones périphériques (rapport des Lij supérieur à 1). Evidemment, ceci se traduit par un effet localisation négatif sur quasiment l'intégralité des cases de la matrice :

Tableau 3-7 : Effets localisation par zones, 1993-1998

ORJ	301	302	303	304	305	306	307	308
301	-0,1848	-0,2934	-0,0104	-0,0268	-0,0032	-0,0014	-0,0092	0,0025
302	-0,3079	-0,4540	-0,0371	-0,0078	-0,0014	0,0102	-0,0181	0,0035
303	0,0039	-0,0420	0,0019	0,0024	0,0133	0,0037	-0,0132	-0,0012
304	-0,0318	-0,0107	0,0030	-0,0693	-0,0094	-0,0203	-0,0379	-0,0177
305	-0,0091	-0,0031	0,0162	-0,0057	-0,0624	-0,0067	-0,0061	-0,0002
306	-0,0001	0,0103	0,0118	-0,0165	-0,0027	-0,2107	-0,0136	
307	-0,0095	-0,0141	-0,0233	-0,0332	-0,0062	0,0114	-0,3829	
308	-0,0005	-0,0039	-0,0004	0,0120	-0,0008			-0,3247

Enfin, pour la période la plus ancienne, nous obtenons les résultats suivants :

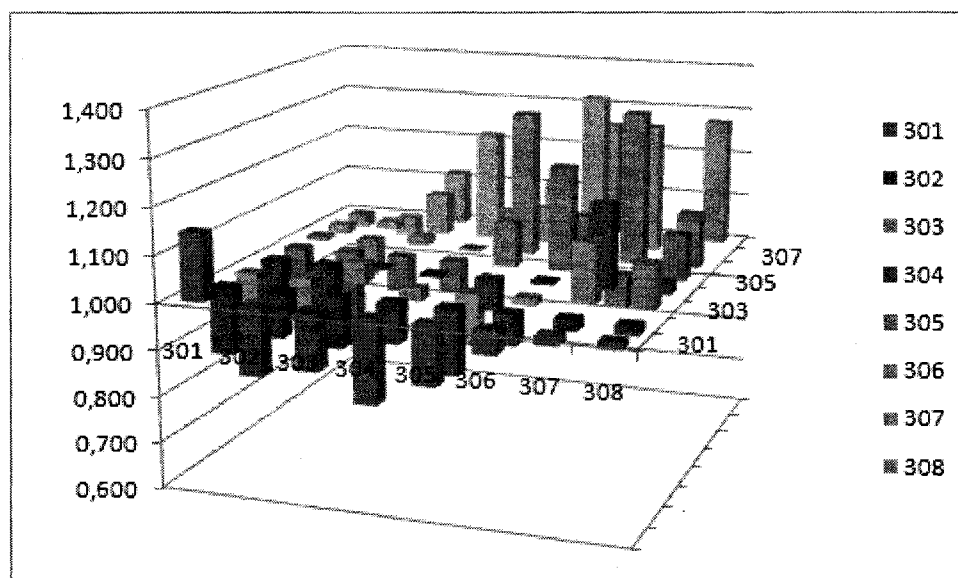


Figure 3-3 : Évolution des localisations selon OD, 1987-1993

Il semble donc que plus on remonte dans le temps, plus la césure est marquée entre un centre perdant globalement du poids et des zones périphériques en gagnant : dans le cas de la période 1987-1993, on s'aperçoit qu'à l'exception de la paire OD 301-301, toutes les zones dont l'origine et la destination sont comprises entre les zones 301 et 303 perdent des part de marché, et qu'à l'inverse, les zones dont les origines et destination sont situées dans les zones 305 à 308 en gagnent.

Tableau 3-8 : Effets localisations par paire OD, 1987-1993

		DEST							
		301	302	303	304	305	306	307	308
ORI	301	0,1170	0,3333	0,0588	0,1618	0,0763	0,0036	0,0014	0,0009
	302	0,573	0,2222	0,0289	0,0238	0,0014	0,0235	0,0087	0,0044
	303	0,0723	0,0222	0,0011	0,0017	0,0111	0,0024	0,0009	0,0005
	304	0,1560	0,0197	0,0002	0,0127	0,0074	0,0005	0,0025	0,0102
	305	0,0546	0,0042	0,0080	0,0080	0,2321	0,0005	0,0024	0,0017
	306	0,0007	0,0218	0,0030	0,0013	0,0002	0,0007	0,0005	0,0005
	307	0,0016	0,0005	0,0003	0,0003	0,0002	0,0007	0,0005	0,0005
	308	0,0018	0,0035	0,0007	0,0035	0,0013	0,0005	0,0005	0,0023

Ceci est la conséquence de l'évolution des localisations décrite sur la Figure 3-3. Comme les paires OD ayant une PTC plus importante que la moyenne régressent en poids relatif et qu'à l'inverse les paires OD où la PTC est plus faible que la moyenne

voient leur poids relatif augmenter, on obtient un effet localisation négatif sur la quasi intégralité des paires OD.

3.3.1.3. Effet des autres facteurs

Les autres facteurs ont ceci d'intéressant qu'ils représentent en quelque sorte l'erreur de notre modèle.

On peut représenter la matrice des autres facteurs pour une année donnée, par exemple 1987 :

Tableau 3-9 : Autres facteurs, 1987

		DEST							
		301	302	303	304	305	306	307	308
ORI	301	-0.689	-0.835	-0.832	-0.566	-0.557	-0.060	1.184	0.702
	302	-0.858	-0.018	0.295	0.331	0.483	1.054	2.436	1.698
	303	-0.837	0.234	0.543	0.883	1.774	2.183	3.187	2.971
	304	-0.601	0.362	0.906	0.876	1.312	2.097	3.427	2.955
	305	-0.551	0.515	1.791	1.350	1.299	1.680	2.799	2.571
	306	-0.043	-1.173	2.032	2.046	2.332	1.377	2.660	3.281
	307	1.309	2.518	3.121	3.326	2.681	2.417	4.262	
	308	0.710	1.835	2.989	2.824	2.705	3.953		4.709

Il y a plusieurs choses à dire à propos de ces autres facteurs.

Tout d'abord, leur répartition : ils sont fortement négatifs dans les zones proche du centre-ville, ou la motorisation est la plus faible, et fortement positif dans les zones où la motorisation est la plus importante. Diverses explications sont possibles pour expliquer ce fait, mais l'hypothèse d'un mauvais choix dans le coefficient α de la motorisation dans la fonction d'utilité (on a choisi arbitrairement $\alpha=1$) est une piste sérieuse. Nous y revenons plus loin. Ceci est confirmé par le fait que les autres facteurs ne sont pas centrés : leur somme sur l'ensemble des 64 OD est largement positive.

On retrouve ce phénomène pour les deux autres périodes d'études : 1987-1993 et 1993-2003.

3.4. Segmentation par catégorie d'usagers

Nous avons ensuite testé la méthode sur différentes catégories d'usagers.

3.4.1. Segmentation Hommes Femmes

La première segmentation a été de dissocier les hommes et les femmes. Ceci semble légitime compte tenu du fait que, comme on l'a vu, la motorisation des femmes et le changement de mobilité de ces dernières semblent être une cause de la régression de la part des transports en commun. On trouve donc ci-dessous (Tableau 3-10 et Tableau 3-11) les résultats pour chaque sexe, à Montréal :

Tableau 3-10 : Mesure des effets pour les femmes

Effets Femmes				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9705	0,9874	0,9913	0,9499
E(b)	0,9283	0,9426	1,0036	0,8782
E(c)	0,8560	0,9264	1,0395	0,8243
Total effets simples	0,7712	0,8622	1,0342	0,6877
E(a,b)	0,9993	0,9999	1,0002	0,9995
E(a,c)	0,9978	0,9999	1,0001	0,9978
E(b,c)	0,9940	0,9999	1,0006	0,9945
E(a,b,c)	1,0000	1,0000	1,0000	1,0001
Total effets multiples	0,9912	0,9998	1,0010	0,9919
TOTAL	0,7644	0,8620	1,0352	0,6821

Tableau 3-11 : Mesure des effets pour les hommes

Effets Hommes				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9603	0,9933	0,9907	0,9450
E(b)	0,9331	0,9681	0,9920	0,8961
E(c)	0,9265	0,9325	1,1311	0,9772
Total effets simples	0,8301	0,8967	1,1116	0,8275
E(a,b)	0,9991	1,0000	1,0004	0,9995
E(a,c)	0,9996	1,0001	1,0007	1,0004
E(b,c)	0,9953	1,0009	1,0010	0,9972
E(a,b,c)	1,0000	1,0000	0,9999	1,0000
Total effets multiples	0,9941	1,0010	1,0021	0,9971
TOTAL	0,8252	0,8976	1,1139	0,8251

Ceci appelle quelques commentaires. Contrairement à ce que l'on pouvait envisager a priori, le modèle ne nous donne pas d'effet motorisation plus important chez les femmes que chez les hommes, mais en revanche de grandes différences apparaissent dans l'effet des autres facteurs. Il faut voir ici une des limites du modèle. En effet, dans la mesure où la motorisation individuelle est représentée par le nombre de voitures par ménage rapporté au nombre d'individus en âge de conduire, le modèle ne fait aucune différence entre les hommes et les femmes d'un même ménage du point de vue de la motorisation. Il n'est donc pas surprenant de mesurer un effet motorisation très semblable. La différence entre hommes et femmes est en quelque sorte rejetée sur les autres facteurs, calés à partir des données observées. Ceci explique les grandes différences observées sur l'effet dû à ces derniers.

3.4.2. Ménages à une seule personne

Pour tenter malgré tout de mesurer la différence entre hommes et femmes au niveau de l'effet motorisation, on peut toutefois s'intéresser aux ménages constitués d'une seule personne, et mesurer l'effet motorisation chez les ménages « hommes seuls » et « femmes seules ». Les résultats sont alors les suivants (Tableau 3-12 et Tableau 3-13):

Tableau 3-12 : Mesure des effets pour les ménages constitués d'une femme seule

Effets Femmes Seules				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9664	0,9707	0,9902	0,9289
E(b)	0,9101	0,9409	1,0005	0,8568
E(c)	0,8746	0,9115	1,0114	0,8063
Total effets simples	0,7693	0,8326	1,0020	0,6417
E(a,b)	0,9968	0,9998	1,0004	0,9970
E(a,c)	0,9963	0,9990	1,0015	0,9968
E(b,c)	0,9930	0,9987	0,9996	0,9913
E(a,b,c)	1,0000	1,0001	0,9999	1,0000
Total effets multiples	0,9862	0,9977	1,0014	0,9853
TOTAL	0,7586	0,8306	1,0034	0,6323

Tableau 3-13 : Mesure des effets pour les ménages constitués d'un homme seul

Effets Hommes Seuls				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9647	0,9997	0,9882	0,9529
E(b)	0,8786	0,9377	1,0308	0,8493
E(c)	1,0360	0,8730	1,0675	0,9655
Total effets simples	0,8781	0,8183	1,0874	0,7813
E(a,b)	0,9950	1,0009	0,9995	0,9953
E(a,c)	1,0022	1,0002	1,0017	1,0041
E(b,c)	0,9942	1,0009	1,0018	0,9969
E(a,b,c)	1,0007	1,0004	0,9999	1,0010
Total effets multiples	0,9921	1,0024	1,0029	0,9973
TOTAL	0,8711	0,8203	1,0905	0,7793

Les différences sont plus marquées en termes d'effet motorisation. Néanmoins celui-ci reste relativement faible en comparaison des deux autres : il est responsable d'une diminution de 5% de la part de marché des transports en commun chez les femmes seules entre 1987 et 2003, alors qu'au total la diminution est de près de 35%. Les effets localisations sont semblables chez les hommes seuls et chez les femmes seules, et demeurent plus importants que l'effet motorisation. Il est responsable d'environ 15% dans les deux catégories, ce qui le situe à un niveau légèrement plus important que l'effet observé au niveau de l'ensemble de la population.

Enfin, les autres facteurs ont quant à eux des effets assez différents dans les deux catégories étudiées. Chez les hommes, l'effet total est faible entre 1987 et 2003, bien qu'il prenne des valeurs très changeantes. Chez les femmes, l'effet total est plus important, et se rapproche de 1. Il est difficile de donner ici encore une interprétation de ces résultats dans la mesure où les autres facteurs englobent un ensemble de variables dont on ne mesure pas les effets séparés.

3.5. Liens Domicile-Activité

La matrice OD employée jusqu'ici renvoie à une spatialisation des déplacements qui rend assez mal compte de l'utilisation des sols, et en particulier des liens entre domicile et activité. Les problématiques d'aménagement urbain et de transports étant par ailleurs liées, il semble utile de préciser dans quelle mesure l'évolution de l'utilisation des sols modifie le choix modal des individus.

Pour ce faire, on peut modifier quelque peu la matrice OD, en la transformant en une matrice des déplacements Domicile-Activités. Il s'agit donc de ne s'intéresser qu'aux déplacements ayant pour origine le domicile, et à appliquer à cet ensemble restreint de déplacements la méthode développée par Bonnel.

Les résultats sont présentés ci-dessous (Tableau 3-14) :

Tableau 3-14. Mesure des effets pour les déplacements domicile-activité

Effets Domicile-Activité				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9711	0,9876	0,9899	0,9494
E(b)	0,9347	0,9575	1,0039	0,8985
E(c)	0,9113	0,9204	1,0708	0,8980
Total effets simples	0,8272	0,8703	1,0641	0,7660
E(a,b)	0,9991	0,9999	1,0002	0,9992
E(a,c)	0,9994	0,9997	1,0002	0,9994
E(b,c)	0,9943	1,0002	1,0008	0,9952
E(a,b,c)	1,0001	1,0000	1,0000	1,0000
Total effets multiples	0,9929	0,9998	1,0012	0,9939
TOTAL	0,8213	0,8702	1,0653	0,7614

On retrouve ici des valeurs assez proches de celles obtenues pour l'ensemble des déplacements transports en commun et Autos. Ceci s'explique sans doute par le fait que dans une chaîne de déplacements, les déplacements non pris en compte dans cette étude des liens domicile-activité, c'est-à-dire tous ceux ayant une origine différente du domicile, s'effectuent avec un mode de transports fortement corrélé avec celui du premier déplacement, effectué lui à partir du domicile. Il n'est donc pas tellement surprenant d'observer des résultats assez similaires entre les deux expérimentations.

CHAPITRE 4 : ADAPTATION DE LA MÉTHODE

La méthode développée présente un intérêt certain en permettant de quantifier les effets des variables corrélées que sont la motorisation et la localisation. Si elles fournissent certains éclaircissements, les expériences mises en place dans le chapitre précédent soulèvent néanmoins de nombreuses questions. La solidité du modèle doit être éprouvée. En particulier, quel rôle joue l'agrégation spatiale dans la quantification des effets? Par ailleurs le cadre théorique assez général de la méthode de décomposition des effets invite immédiatement à tenter d'adapter la méthode pour mesurer l'influence d'autres variables, notamment démographiques, ou prenant mieux en compte l'étalement urbain.

Ce chapitre présente donc le cheminement expérimental suivi à la suite des premiers résultats présentés dans le chapitre précédent. La première expérimentation s'intéresse à une nouvelle segmentation des déplacements afin de mieux prendre en compte la notion de périphérisation des flux. A partir de cette expérimentation, nous testons ensuite l'effet d'une désagrégation spatiale plus importante.

Par la suite, nous généralisons la méthode à quatre, et non plus trois, variables explicatives, et nous modifions encore une fois la méthode pour tenir compte de paramètres démographiques.

4.1. Une autre segmentation des déplacements

La matrice OD n'est finalement rien d'autre qu'une segmentation des déplacements selon un de leurs attributs (le couple OD). On peut donc tout à fait envisager de modifier cette segmentation, en choisissant un autre attribut.

Afin de mieux décrire l'étalement urbain et de pouvoir interpréter plus facilement l'effet de l'évolution spatiale des déplacements, on a donc segmenté les déplacements non plus par zone d'origine et de destination, mais par distance de l'origine et de la destination au

centre ville. Celui-ci est choisi comme le centroïde du secteur 1 dans le découpage en 65 secteurs (marqué d'une croix sur la Figure 4-1).

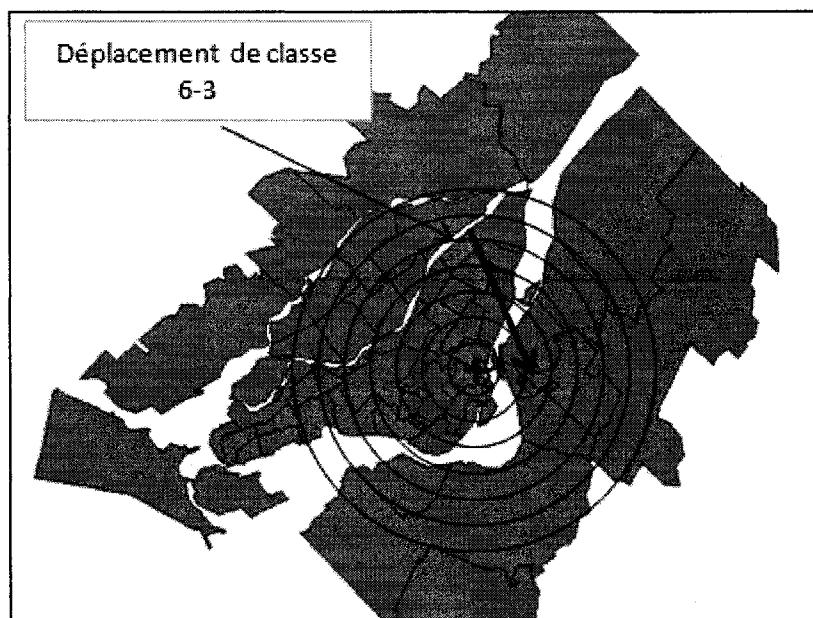


Figure 4-1 : Découpage 65 secteurs et position du centre-ville

Sur la Figure 4-1, on a représenté un déplacement dont l'origine est située dans la zone 6, et la destination dans la zone 3, et dont la classe est en conséquence notée 6-3.

La méthode demeure pour le reste strictement la même, et nous avons tout d'abord conservé un découpage en 64 classes, correspondant à 8 classes possibles pour l'origine et 8 pour la destination (Tableau 4-1).

Tableau 4-1 : Zonage pour le découpage radioconcentrique

Classe Origine	Distance Origine - CV
1	0-4km
2	4-8 km
3	8-12 km
4	12 - 16 km
5	16 - 20 km
6	20 - 24 km
7	24 - 28 km
8	> 28 km

L'effet localisation ne concerne donc plus la déformation de la matrice OD, mais celle des classes de déplacements décrite ci-dessus. L'objectif est de limiter l'influence des autres facteurs en créant une classification qui soit mieux corrélée avec le choix modal, selon l'idée d'une organisation concentrique de la ville.

Nous appliquons ensuite la méthode à l'ensemble des déplacements satisfaisant aux critères présentés au début du paragraphe 4.2. Les résultats sont présentés dans le Tableau 4-2.

Tableau 4-2 : Mesure des effets pour le découpage radioconcentrique

Effets Segmentation radioconcentrique				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9617	0,9897	0,9883	0,9406
E(b)	0,9330	0,9559	1,0212	0,9107
E(c)	0,8839	0,9308	1,0590	0,8713
Total effets simples	0,7931	0,8806	1,0687	0,7463
E(a,b)	0,9992	1,0001	1,0004	0,9996
E(a,c)	0,9989	0,9997	1,0005	0,9991
E(b,c)	0,9945	0,9996	1,0008	0,9949
E(a,b,c)	0,9999	1,0000	1,0000	0,9999
Total effets multiples	0,9925	0,9994	1,0017	0,9935
TOTAL	0,7871	0,8800	1,0706	0,7415

On constate finalement que ce découpage ne permet guère de limiter les effets des autres facteurs par rapport à un découpage en 8 zones. Ils sont légèrement plus proches de 1 pour la période 1998-2003, mais tous les autres effets restent excessivement proches de ceux observés par la méthode initiale.

Avant d'essayer de modifier encore la méthodologie, nous profitons de cette nouvelle méthodologie pour tester l'effet de l'agrégation sur les résultats obtenus.

Avant la mise en pratique, nous démontrons que l'agrégation spatiale joue un rôle dans la valeur des effets.

Pour ce faire, on s'intéresse à l'effet localisation entre deux années 1 et 2. Supposons que l'on dispose de deux découpages :

- un avec une agrégation élevée, en N classes pour lequel chaque classe i ($1 \leq i \leq N$) à un poids L_i et une part de transports en commun TC_i .
- un plus désagrégé, obtenu à partir du précédent par désagrégation de chaque classe i en sous classe L_{ij} , auxquelles sont associées des parts de marchés de transports en commun PTC_{ij} .

On note L_i^1 le poids de la classe i à l'année 1 et L_i^2 celui à l'année 2. De même pour les autres grandeurs L_{ij} et PTC_{ij} .

Soit $E(L)$ l'effet localisation obtenu avec le découpage agrégé, et $E'(L)$ l'effet localisation obtenu avec le découpage moins agrégé.

On a

$$E(L) = \frac{\sum_i L_i^2 * TC_i^1}{TC^1} = \frac{\sum_i (L_i^2 * \sum_j \left[\frac{L_{ij}^1 * TC_{ij}^1}{L_i^1} \right])}{TC^1}$$

$$E'(L) = \frac{\sum_{i,j} L_{ij}^2 * TC_{ij}^1}{TC^1}.$$

$$E'(L) - E(L) = \frac{1}{TC^1} * \sum_{i,j} TC_{ij}^1 * L_{ij}^1 * \left(\frac{L_{ij}^2}{L_{ij}^1} - \frac{L_i^2}{L_i^1} \right)$$

Une condition suffisante pour que les deux effets soient les mêmes est donc que pour

tout i, j $\frac{L_{ij}^2}{L_{ij}^1} = \frac{L_i^2}{L_i^1}$. Ceci correspond au cas où la matrice des L_{ij} se déforme de manière homogène à l'intérieur de chaque classe i . En pratique c'est rarement le cas.

Si cette condition de déformation homogène à l'intérieur de chaque classe n'est pas respectée, il est très improbable que les deux effets soient les mêmes. L'agrégation joue

donc bien un rôle dans la mesure des effets. Ceci étant, cette constatation est théorique, en pratique on attend non pas que l'agrégation joue un rôle formellement nul, mais qu'elle ne déforme pas « trop » les résultats.

Pour le vérifier, on peut utiliser un découpage plus fin sur le découpage radioconcentrique des déplacements. On utilise alors un découpage en cercle d'un kilomètre de rayon, et non plus de 4 km. On obtient ainsi 841 classes de déplacements.

Les résultats obtenus sont les suivants (Tableau 4-3) :

Tableau 4-3 : Mesure des effets pour une segmentation en 841 classes

Effets Segmentation radioconcentrique 841 classes				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	TOTAL
E(a)	0,9628	0,9902	0,9876	0,9416
E(b)	0,9314	0,9568	1,0099	0,8999
E(c)	0,8846	0,9309	1,0605	0,8733
Total effets simples	0,7932	0,8819	1,0577	0,7400
E(a,b)	0,9993	0,9998	1,0014	1,0005
E(a,c)	0,9996	1,0006	1,0016	1,0018
E(b,c)	0,9934	0,9974	1,0090	0,9997
E(a,b,c)	0,9999	1,0001	1,0001	1,0001
Total effets multiples	0,9922	0,9978	1,0121	1,0021
TOTAL	0,7871	0,8800	1,0706	0,7415

On retrouve des effets extrêmement proches de ceux obtenus avec un découpage beaucoup plus agrégé. La seule différence concerne les effets multiples pour la période 98-03, dont le produit augmente légèrement (1,0121 contre 1,0017), tout en restant dans des valeurs acceptables. On ne peut donc pas affirmer qu'il y a là des différences significatives.

Pour tous les autres effets, la méthode semble donc faire preuve d'une relative robustesse face à l'influence de la désagrégation, du moins avec cette segmentation, ce qui est remarquable.

4.2. Généralisation à 4 variables

4.2.1. Construction d'un nouveau modèle

A l'issue de cette première adaptation, des problèmes demeurent toutefois, en particulier l'importance des effets des autres facteurs, qui continuent de prédominer. Pour les réduire, il semble à présent indispensable de prendre en compte d'autres variables dans notre fonction d'utilité. Ceci entraîne quelques modifications dans le nombre d'effets, puisque la méthodologie utilisée jusqu'à présent conduit alors à une décomposition de la variation de la PTC en 4 effets simples, 6 effets doubles, 4 effets triples et un effet quadruple.

Quelles variables sélectionner ? La prise en compte de la démographie, dont l'influence a été évoquée au chapitre 3, semble un enjeu majeur de la modélisation en transports, et pourtant nous n'avons jamais évoqué ce point dans notre méthode de décomposition des effets. Introduire une variable démographique semble donc une priorité. Il est cependant difficile de corrélérer linéairement le choix modal et l'âge des personnes. Il suffit pour s'en convaincre de regarder l'évolution de la part modale de transports en commun avec l'âge (Figure 4-2) :

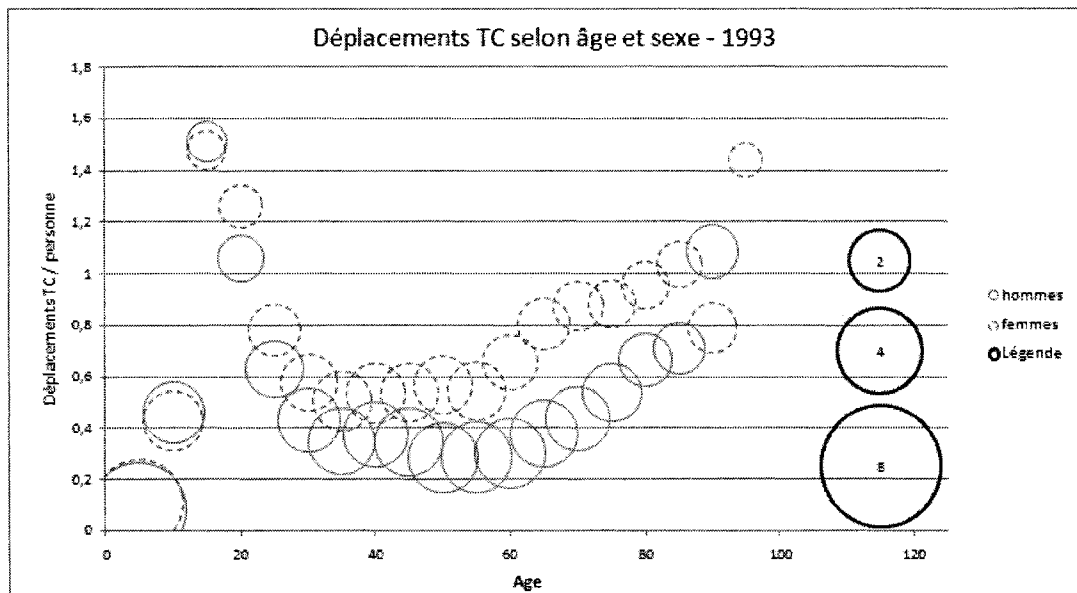


Figure 4-2 : Nombre de déplacements quotidiens selon âge et le sexe en 1993

C'est la raison pour laquelle nous introduisons la variable âge non pas dans la fonction d'utilité, mais plutôt au niveau de la segmentation des déplacements. Nous allons à présent segmenter les déplacements selon l'âge des personnes qui les effectuent, et nous mesurerons ainsi l'effet de la déformation de la structure démographique des voyageurs.

Pour tenir compte de l'étalement urbain, nous introduisons dans la fonction d'utilité une variable de localisation des ménages : la distance entre le centre ville et le domicile de la personne effectuant le déplacement. Ceci nous permet de ne plus traiter l'étalement urbain seulement comme un problème de périphérisation des flux, mais bien comme un problème d'utilisation des sols.

Enfin, nous conservons la motorisation individuelle, telle que définie par Bonnel, comme l'une des variables explicatives du choix modal.

Au final, nous écrivons donc, pour chaque groupe d'âge i :

$$TC_i = \frac{1}{1 + e^{V_i}}$$

Avec :

$$V = \alpha * m_i + \beta d_i + a_i$$

où

- m_i est toujours la motorisation individuelle moyenne de la classe i , définie précédemment

- d_i est la distance moyenne entre le lieu de résidence et le centre ville pour les personnes de la classe i . De la même manière que pour la motorisation individuelle, cette moyenne est calculée sur le nombre de déplacements, et non sur le nombre de personnes.

Enfin nous avons :

$$TC = \sum_i \lambda_i * TC_i$$

Où λ_i est le poids de la classe d'âge i , autrement dit le pourcentage des déplacements totaux effectués par la classe d'âge i .

Les coefficients α et β sont calculés pour chaque période, par régression linéaire après passage aux logarithmes.

4.2.2. Les résultats

Pour chaque période, la régression linéaire donne un coefficient R^2 situé entre 0,55 et 0,71. Ce n'est pas excellent, mais le résultat reste correct.

Nous regroupons les personnes par âge, nous obtenons 64 groupes d'âge : de 5 à 67 ans, et les 68 ans et plus.

Voici les résultats obtenus (Tableau 4-4) :

Tableau 4-4 : Mesure des effets pour modèle à 4 variables

Effets pour modèle 4 variables				
	87-93	93-98	98-03	87-03
E(m)	0,7582	0,9182	0,9029	0,6285
E(l)	0,9588	0,9863	0,9913	0,9374
E(d)	0,9407	0,9728	1,0129	0,9270
E(a)	1,1339	1,0123	1,1922	1,3684
E(m,l)	0,9914	0,9964	0,9912	0,9792
E(m,d)	0,9959	1,0010	1,0061	1,0030
E(m,a)	1,0026	0,9937	0,9964	0,9927
E(l,d)	0,9980	0,9989	0,9955	0,9924
E(l,a)	1,0035	1,0000	1,0038	1,0074
E(d,a)	1,0012	0,9992	0,9957	0,9961
Total effets doubles	0,9927	0,9893	0,9887	0,9709
E(m,l,d)	0,9999	0,9999	0,9998	0,9996
E(m,l,a)	1,0004	1,0003	1,0001	1,0008
E(l,d,a)	1,0001	1,0000	1,0002	1,0003
E(m,d,a)	0,9990	0,9998	0,9994	0,9982
Total effets triples	1,0000	1,0000	0,9995	0,9995
E(m,l,d,a)	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Variation de PTC	0,7698	0,8822	1,0680	0,7253

La première constatation est que nous ne sommes pas parvenus à limiter l'effet des autres facteurs, qui reste dans des proportions importantes (1,1922 pour la période 98-03 et 1,339 pour la période 87-93). Malgré cela, les résultats produits sont particulièrement intéressants, notamment concernant l'effet de la démographie.

Cet effet démographique (E(l)) est celui qui est le moins sujet à caution, puisqu'il ne dépend pas de la fonction d'utilité retenue, et du calage des paramètres. Or nous notons, contrairement à l'idée courante qui veut que le vieillissement de la population se révèle favorable à l'utilisation des transports en commun (part de plus en plus importante de la population constituée de personnes âgées), que l'effet démographique a été, sur chacune des périodes, défavorable aux transports en commun (87-93 : 0,9588, 93-98 : 0,9863 et 98-03 : 0,9913). Notons toutefois que cet effet va en s'affaiblissant.

On peut trouver une explication à ceci en s'intéressant de près à la façon dont s'est déformée la démographie entre chaque enquête.

4.2.3. Evolution démographique

Commençons par examiner la période 87-93. On a représenté sur le graphique ci-dessous (Figure 4-3) les poids de chaque catégorie d'âge dans l'ensemble des déplacements étudiés à chacune de ces deux dates.

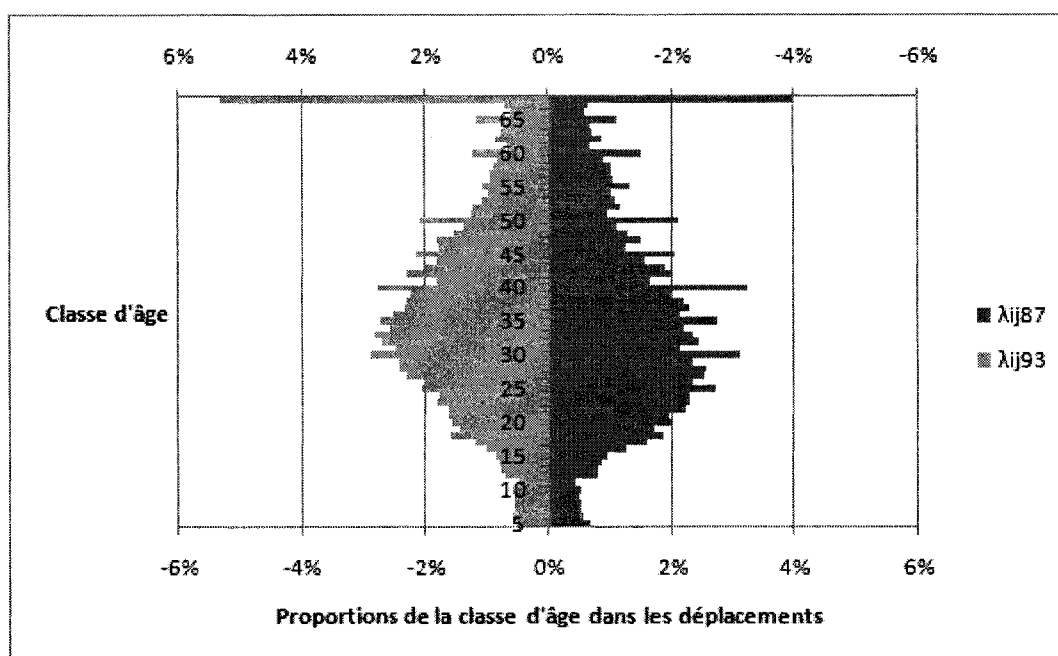


Figure 4-3 : Poids des déplacements selon l'âge – 1987 et 1993

Notons tout d'abord que l'utilisation des données provenant de l'enquête OD démontre un biais de déclaration : les personnes arrondissent leur âge au multiple de 5 le plus proche (ou plus probablement au multiple de 5 inférieur !).

On observe deux évolutions majeures. D'une part un vieillissement de la population et d'autre part l'existence d'une cohorte, âgée de 11 à 23 ans en 1987, dont le poids démographique est bien plus important en 1987 qu'en 1993. Or précisément c'est sur cette tranche d'âge, les 11-23 ans, que la part de marché des transports en commun est la plus importante (Figure 4-4) :



Figure 4-4 : Part des transports en commun selon l'âge - 1987

Nous tenons là notre explication. La diminution du poids de cette partie de la population, grande consommatrice de transports en commun, entre 1987 et 1993, est responsable de la diminution de la part de marché de ce mode entre ces deux dates, effaçant ainsi l'effet de vieillissement de la population.

On peut, pour s'en convaincre définitivement, représenter graphiquement la fonction de répartition cumulée de la PTC selon l'âge (Figure 4-5).

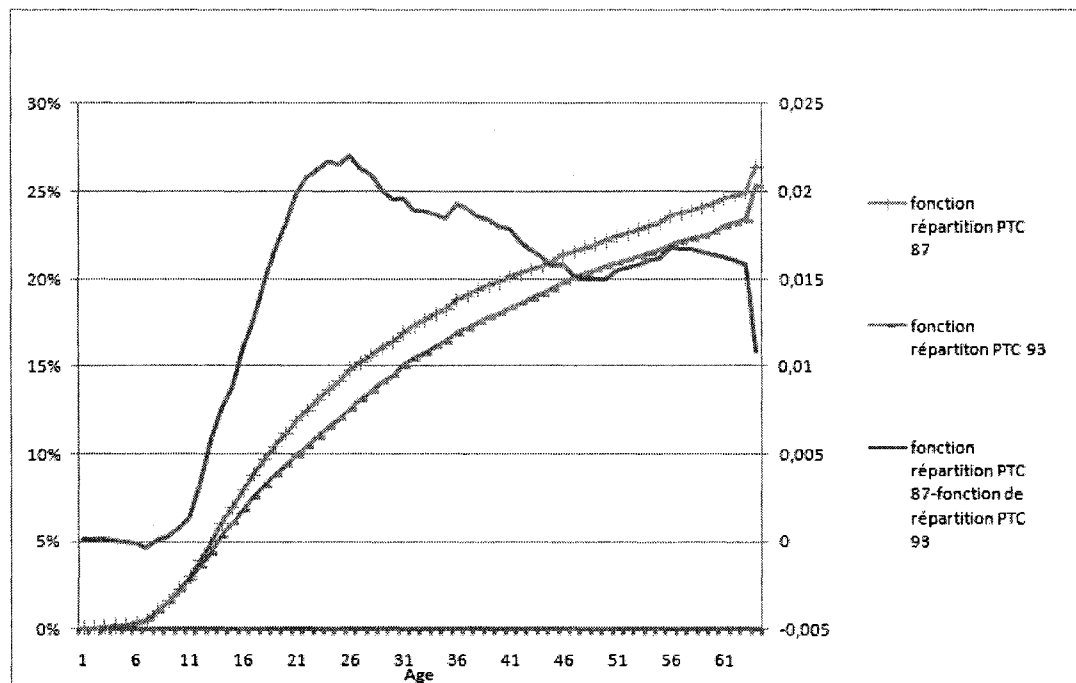


Figure 4-5 : Répartition cumulée de la population selon l'âge

Ce que démontre en effet ce graphique c'est que l'effet démographie entre 93 et celle de 98 s'explique essentiellement par la variation du poids de la tranche d'âge 11-25 ans. On voit aussi que le vieillissement de la population joue en faveur des transports en commun (chute de la différence entre 1993 et 1987 du fait de l'augmentation du poids de la classe d'âge 60 ans et plus), mais que ce vieillissement ne parvient pas à compenser l'évolution démographique observée chez les adolescents, plus grands consommateurs de transports en commun.

4.3. Conclusion

Généraliser la méthode de Bonnel à d'autres variables que la motorisation et la localisation ne présente pas d'énormes difficultés théoriques. Néanmoins, l'ajout de variables supplémentaires a pour conséquence de légitimer une vraie régression sur le coefficient de la motorisation dans le modèle logit, que l'on avait fixé arbitrairement à 1 dans le cadre de la mise en application de la méthode de Bonnel (chapitre 4). Il en résulte des effets motorisation beaucoup plus importants.

Nous avons également pu tester la résistance du modèle à la désagrégation, même si ce test est plus empirique que théorique, et nous avons pu quantifier un effet démographie, c'est-à-dire l'effet de la modification du poids démographique des classes d'âge. En particulier, cet effet démographique se fait à comportement constant des individus de chaque classe d'âge.

CHAPITRE 5 : ANALYSE MULTI-NIVEAUX

Les conclusions auxquelles nous parvenons à l'issu de cette étude ont un niveau de pertinence qui ne saurait dépasser celui du paradigme dans lequel elles se situent, à savoir l'approche agrégée. Nous avons déjà évoqué dans la partie 2.1 les limites de cette approche, et les quelques expérimentations mises en place pour tester la résistance du modèle à une désagrégation croissante ne permettent pas de garantir celle-ci de manière théorique.

Les problèmes d'agrégation et de désagrégation des données ne sont pas propres à l'étude de la demande de transports, et les statisticiens y ont été confrontés dans bien des domaines. Les recherches récentes ont permis de développer de nouveaux outils, dits modèles multi-niveaux, qui constituent un: *« début de réponse statistique à la combinaison, dans le même modèle, d'observations faites au niveau micro comme au niveau macro, concernant l'individu en même temps que le groupe social ou l'institution qui l'accueille et l'influence »* (Delaunay, 2003).

On semble donc tenir là un outil de traitement intéressant pour tenter un passage entre les deux paradigmes jusque-là antagonistes que sont les modèles agrégés et désagrégés. La suite de ce mémoire propose donc une présentation de ces modèles suivie de quelques expérimentations en lien avec le modèle proposé précédemment pour mesurer l'influence de la motorisation et de la localisation sur le choix modal. Ils demandent néanmoins une grande prudence dans l'interprétation des résultats.

5.1. Les fondements des modèles multi-niveaux

5.1.1. Le principe

Les modèles multi-niveaux (ou modèles hiérarchiques) sont des modèles statistiques. Ils ont été développés historiquement en éducation, pour mettre en évidence l'influence d'un contexte (professeur, classe, école etc...) sur une variable, en l'occurrence les résultats des élèves.

Ils sont construits sur la base d'une hiérarchisation des objets, selon une structure emboîtée. Ainsi dans l'exemple précédent, les élèves occuperont le niveau 1, les classes le niveau 2 et les écoles le niveau 3. Plus le niveau hiérarchique est élevé, plus le nombre d'objets appartenant à ce niveau est faible. Quelques représentations possibles de la structure de ces modèles sont données dans la Figure 5-1 ci-dessous :

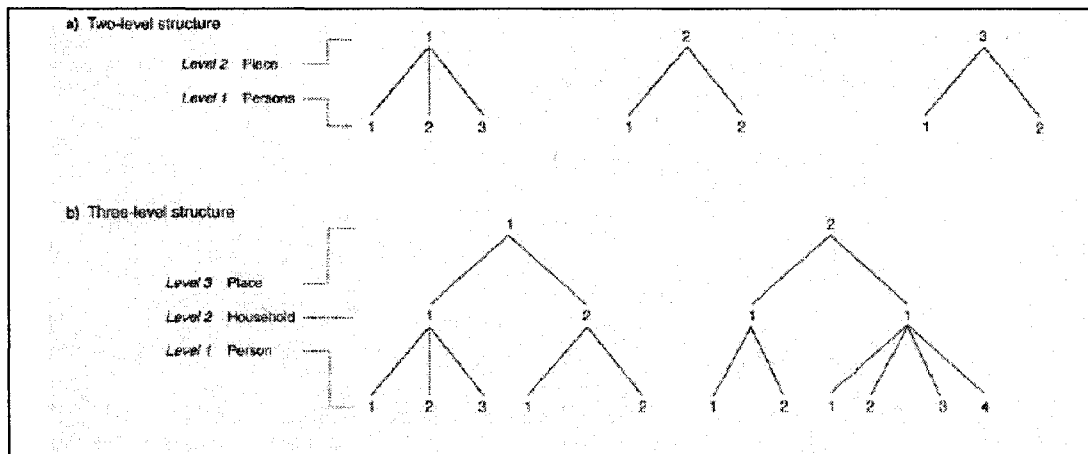


Figure 5-1 : Exemples de structures multi-niveaux (selon Delaunay, 2000)

L'analyse multi-niveaux introduit une variabilité à chacun des niveaux, et tente de quantifier celle-ci.

La hiérarchisation peut se faire sur une base :

- spatiale : individus, quartiers, ville ;
- organisationnelle : élèves, classes, écoles ;
- temporelle : le regroupement par date peut constituer un niveau hiérarchique.

Deux erreurs **d'interprétation** de données statistiques courantes dans les modèles classiques non hiérarchiques expliquent le développement et l'intérêt des modèles multi-niveaux.

- *L'erreur écologique* : L'erreur écologique conduit à attribuer les propriétés d'un groupe à l'ensemble des individus qui le composent.

Par exemple, « le taux de suicide chez les populations à forte proportion de protestants est plus élevé que dans les autres populations, donc les protestants se suicident plus » (erreur de raisonnement qu'avait relevé Durkheim en 1895). Il se peut très bien, par exemple qu'en fait ce soit la pression exercée par les protestants qui conduisent à un taux de suicide plus élevé (cet exemple est cité à titre historique et n'a évidemment aucune valeur de jugement).

- *L'erreur atomistique* : L'erreur atomistique est l'erreur inverse de la précédente. Elle survient lorsqu'on transmet les propriétés d'individus au groupe.

Si les personnes les mieux éduquées sont les plus riches, cela ne signifie pas que le niveau de richesse d'un pays croît avec son éducation.

La structure emboîtée et hiérarchisée des objets se retrouve très souvent autour de nous, et correspond parfaitement à des problématiques spatiales ou de transports, dans lesquelles le système hiérarchique s'impose presque de lui-même : individus, ménages, zone de résidence en sont un exemple intuitif. L'analyse multi-niveaux permet ainsi de dépasser la classique opposition agrégé-désagrégé. Si son niveau de résolution est celui de l'individu, elle tente néanmoins, ce qui est fondamental, de prendre en compte l'influence d'un contexte et donc d'objets situés à un niveau d'agrégation plus important.

Dans la mesure où les analyses multi-niveaux tentent de quantifier les effets d'un niveau hiérarchique sur l'autre nous revenons un peu plus en détail sur la nature de ces effets. Avant de détailler celle-ci, il est nécessaire d'établir une distinction importante entre deux types de variables caractérisant les objets d'un niveau hiérarchique donné.

- *Les variables dérivées* : ce sont les variables associées à un niveau hiérarchique et construite à l'aide de variables provenant d'objets du niveau hiérarchique inférieur. Ce sont par exemple des moyennes, des écarts-types. Ce sont donc des attributs en lien direct avec les attributs du niveau inférieur à partir desquels elles sont *dérivées*.

- *Les variables intégrales* : Ce sont des variables décrivant un groupe et sans équivalent au niveau hiérarchique inférieur. On peut prendre comme exemple la qualité d'un professeur (attribut de la classe), le secteur d'activité d'une entreprise, la taille d'un hôpital.

Cette distinction entre variables dérivées et variables intégrales se traduit par une distinction entre deux types d'effets d'un niveau hiérarchique sur un niveau hiérarchique inférieur.

- *L'effet de composition* : c'est en quelque sorte l'effet de bouclage. Le niveau inférieur, par sa composition, va influencer la valeur des variables dérivées du niveau hiérarchique supérieur. En retour, on peut tout à fait imaginer qu'une variable dérivée ait une action sur le niveau hiérarchique inférieur. On peut ainsi prendre comme exemple les effets de mode et de synergie. Si un individu habite un quartier riche il aura peut-être plus tendance à acheter une voiture que s'il habite un quartier pauvre, car la possession automobile y est valorisée socialement. On peut aussi envisager que le niveau de la classe dans laquelle se situe un élève aura également une incidence sur ses résultats scolaires futurs. On parle aussi d'effet contextuel endogène.
- *L'effet de contexte* : C'est l'action d'une variable intégrale sur le niveau hiérarchique inférieur. Par exemple, la qualité d'un professeur aura sans doute des répercussions sur le niveau d'un élève. Cet effet est aussi appelé effet contextuel exogène.

Dans un cas comme dans l'autre, il faut retenir qu'un contexte commun crée une certaine homogénéité dans les comportements, et, corollaire immédiat, que cette homogénéité intragroupe va de pair avec une hétérogénéité intergroupe.

5.1.2. Un premier exemple

5.1.2.1. Définition du modèle

Nous donnons ici un premier exemple de modèle multi-niveaux, qui permet d'illustrer les considérations précédentes, et de mieux apprécier ce qu'apporte l'analyse multi-

niveaux. Ce modèle permettra en outre d'illustrer les propos de Daniel Courgeau (2002) auxquels nous ferons maintes fois référence.

Imaginons, dans la continuité d'une analyse agrégée statistique classique, que l'on souhaite expliquer, grâce à un modèle logit, la part modale des transports en commun par l'offre de transports en commun et la motorisation.

Dans le cadre d'un modèle logit nous écrirons par exemple pour chaque zone i :

$$PTC_i = \frac{1}{1 + e^{V_i}}$$

Avec : $V_i = \alpha + \beta \cdot m_i$

Et :

- m_i : motorisation moyenne pour la zone i

Si maintenant on se place à un niveau désagrégé, on écrira par exemple, pour un individu j résidant dans une zone i :

$$PTC_{ij} = \frac{1}{1 + e^{V_{ij}}}$$

Avec : $V_{ij} = \alpha + \beta \cdot m_{ij}$

Et :

- m_j motorisation de l'individu j

D'un point de vue formel, ces deux modèles sont très similaires, la différence réside simplement dans le fait que le modèle agrégé raisonne avec des individus moyens et une part modale moyenne, là où le modèle désagrégé raisonne déplacement par déplacement, avec évidemment des conséquences en termes de qualité et quantité de données.

On pourrait envisager que la sensibilité du choix modal à l'égard de la motorisation varie selon le lieu de résidence, par exemple en raison d'une offre de transport variable

d'un point à l'autre du territoire, ou bien parce que les individus résidant dans une zone donnée valorisent plus socialement l'usage de la voiture que dans une autre zone, toute chose égale par ailleurs. Si nous voulons faire varier la sensibilité à l'égard du choix modal à l'égard de la motorisation, il nous faut raisonner zone par zone dans le modèle logit désagrégé (et c'est impossible dans le modèle agrégé). Mais mener des régressions zone par zone nous empêche alors d'introduire comme variable explicative supplémentaire une caractéristique de la zone. Pourtant, en cherchant à mesurer un effet de composition, certaines variables (revenu moyen de la zone, proportion de francophone, offre de transport, etc....) pourraient s'avérer particulièrement pertinentes.

L'utilisation d'une variable explicative relative à la zone dans le cadre d'un modèle multi-niveaux comporte une différence fondamentale avec les modèles agrégés classiques. En effet dans les multi-niveaux, nous continuons à raisonner en désagrégé. L'utilisation de la variable agrégée tend ici non pas à simplifier le problème en raisonnant sur des individus moyens comme dans le cas des modèles agrégés, mais bien à déceler un effet de contexte. Ceci nous est impossible avec les modèles non hiérarchiques, mais devient tout à fait envisageable avec les multi-niveaux.

Imaginons par exemple que l'on souhaite tenir compte du revenu moyen (R_i) dans la zone, tout en introduisant une sensibilité à l'égard de la motorisation variable d'une zone à l'autre. En revenant aux fonctions d'utilité pour chacun des modes, on va écrire, pour un individu j résidant dans la zone i :

$$U_{ij}^{TC} = \alpha_{ij}^{TC} + \beta_i^{TC} \cdot m_{ij} + \gamma^{TC} \cdot R_i, \text{ avec :}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_{ij}^{TC} = \alpha_0^{TC} + v_i^{TC} + e_{ij}^{TC} \\ \beta_i^{TC} = \beta_0^{TC} + u_i^{TC} \end{array} \right.$$

Les termes e_{ij}^{TC} , v_i^{TC} (alea zone) et u_i^{TC} sont les termes aléatoires, dont on va supposer qu'ils sont de moyenne nulle. L'aléatoire se situe donc à un double niveau hiérarchique : celui des individus et celui des zones.

De la même manière, pour l'autre mode de transport, la voiture particulière, on a :

$$U_{ij}^{VP} = \alpha_{ij}^{VP} + \beta_i^{VP} \cdot m_{ij} + \gamma^{VP} \cdot R_i$$

En définitive, on aura donc, pour les parties déterministes V_{ij} (c'est-à-dire en supprimant l'aléatoire provenant de l'individu) :

$$V_{ij} = V_{ij}^{TC} - V_{ij}^{VP} = \alpha_i + \beta_i \cdot m_{ij} + \gamma \cdot R_i$$

Avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_i = (\alpha_0^{TC} - \alpha_0^{VP}) + (\alpha_i^{TC} - \alpha_i^{VP}) = \alpha_0 + v_i \\ \beta_i = (\beta_0^{TC} - \beta_0^{VP}) + (\beta_i^{TC} - \beta_i^{VP}) = \beta_0 + u_i \end{array} \right.$$

Le calage du modèle consiste alors à estimer les variances des variables de moyenne nulle : e_{ij} , u_i et v_i ainsi qu'à déterminer la valeur des constantes α_0 , β_0 et γ .

Le résultat de tout ceci est donc un modèle qui permet tout à la fois de mener une régression à un niveau désagrégé (individuel), en tenant compte de variables du niveau hiérarchique supérieur (comme le revenu moyen de la zone), et en instaurant une variabilité non seulement au niveau de l'individu, mais aussi au niveau de la zone (sensibilité à la motorisation variable d'une zone à l'autre au travers du terme u_i).

On pourrait tout à fait, pour revenir sur un point déjà évoqué plus loin, introduire comme variable explicative, *en plus* de la motorisation individuelle, la motorisation moyenne de la zone (voir même un effet croisé motorisation individuelle-motorisation moyenne), ici encore en vue de déceler un effet contextuel. On peut en effet imaginer qu'à motorisation individuelle égale (et à autres variables égales), un individu utilise plus facilement sa voiture s'il se trouve dans une zone où la motorisation moyenne des individus est importante (parce que c'est la mode, ou parce que cela provient de ce que l'offre de voirie y est développée, etc...)

Autre avantage, toujours issu de l'introduction du terme u_i : contrairement aux modèles logit classiques désagrégés, il est à présent possible d'instaurer une hétéroscédasticité, c'est-à-dire de faire en sorte que la variabilité intra-zone varie d'une zone à l'autre.

5.1.2.2. Calage d'un premier modèle

Intéressons nous dans un premier temps au modèle sans introduction des revenus.

Commençons par examiner le modèle logit désagrégé suivant :

$$U_{ij}^{TC} = \alpha^{TC} + \beta^{TC} \cdot m_{ij} + e_{ij} = V_{ij}^{TC} + e_{ij}^{TC}$$

$$U_{ij}^{VP} = \alpha^{VP} + \beta^{VP} \cdot m_{ij} = V_{ij}^{VP} + e_{ij}^{VP}$$

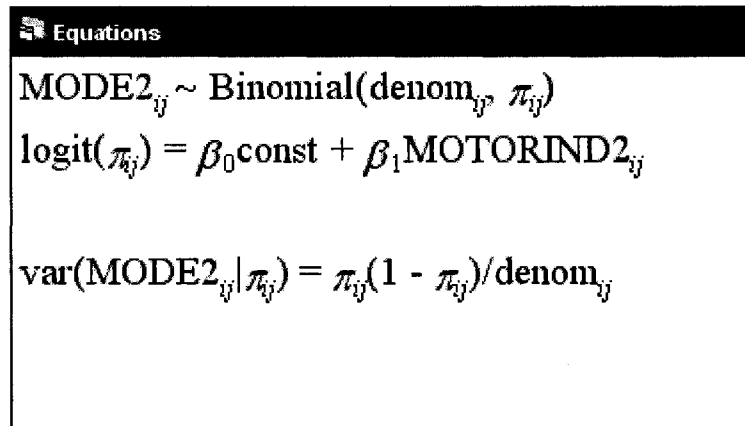
Ce qui revient à :

$$PTC_{ij} = \frac{1}{1 + e^{V_{ij}}}$$

Avec :

$$V_{ij} = \alpha + \beta \cdot m_{ij} = (\alpha^{VP} - \alpha^{TC}) + (\beta^{VP} - \beta^{TC}) \cdot m_{ij}$$

Pour caler ce modèle sur l'enquête OD 2003, nous utilisons le logiciel MLWin, qui nous permettra aussi de caler les modèles logit multi-niveaux. La fenêtre de ML Win étant relativement claire, nous l'utiliserons par la suite pour présenter les résultats. Le modèle qui vient d'être décrit est représenté sous MLWin de la façon suivante (Figure 5-2) :



Equations

$$\text{MODE2}_{ij} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij})$$

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_0 \text{const} + \beta_1 \text{MOTORIND2}_{ij}$$

$$\text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) = \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}$$

Figure 5-2 : Présentation de l'interface MLWin

- La première ligne nous indique que notre variable réponse est ici MODE2. C'est une variable que nous avons créée à partir des données d'enquête OD : elle vaut 0 lorsque le mode est transports en commun et 1 lorsque le mode est AP ou AC. Le double indexage ij renvoie au fait que nous avons deux niveaux (ici en l'occurrence le déplacement et le secteur).
- Cette première ligne indique aussi que nous avons modélisé cette variable comme une réponse binomiale (prenant la valeur 0 ou 1), de paramètre denom_{ij} et π_{ij} . Dans notre cas, c'est-à-dire à un niveau désagrégé, nous avons $\text{denom}_{ij} = 1$. A un niveau agrégé, par exemple si l'on avait voulu modéliser les PTC moyennes par secteur, denom_{ij} aurait été égal au nombre d'observations associées au secteur.
- π_{ij} est la probabilité qu'un déplacement s'effectue selon le mode 0 (ie transports en commun), et elle est modélisée par un logit, ainsi que l'indique la deuxième ligne de la fenêtre.
- Cette fonction logit est fonction d'une constante et de la motorisation individuelle (au sens défini par Bonnel, c'est-à-dire le nombre de voiture du ménage rapporté au nombre d'individus en âge de conduire). L'absence d'indexage sur les coefficients β_0 et β_1 associés à ces variables montre que pour l'instant nous écrivons un modèle désagrégé tout à fait classique, sans référence à des effets contextuels.

- Enfin, la dernière ligne nous rappelle une propriété de la loi binomiale, permettant le calcul éventuel d'une variance intra classe (ou variance conditionnée), ce qui dans notre modèle désagrégé ne présente pas d'intérêt (on a une classe par déplacement).

MLWin fournit alors les résultats suivants (Figure 5-3) :

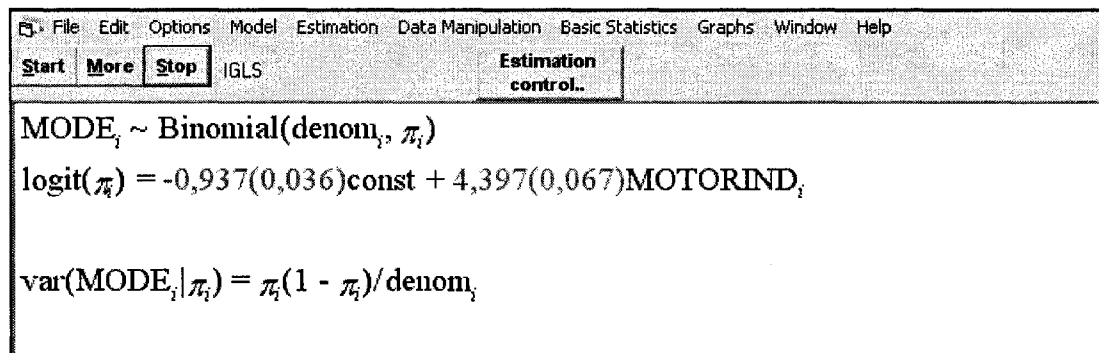


Figure 5-3 : Résultat modèle désagrégé sous MLWin

Ce qui revient à :

$$\alpha = -0,937 \text{ et } \beta = 4,397$$

On peut à présent essayer de mettre en place un logit multi-niveaux afin de vérifier si on observe un effet « secteur ».

Nous utilisons ici le découpage en 65 secteurs (Figure 5-4), et l'appartenance d'un individu à un secteur est déterminée par son lieu de résidence.

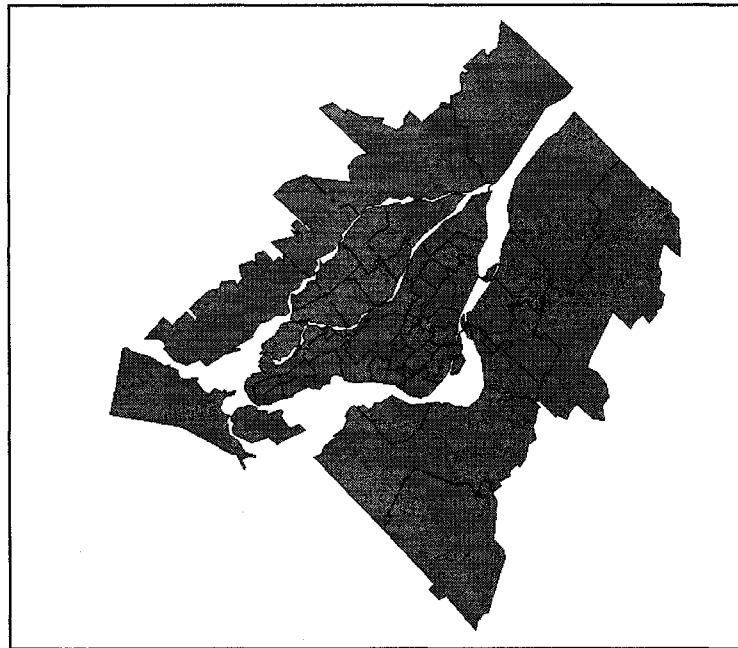


Figure 5-4 : Découpage 65 secteurs du territoire d'étude

Nous avons alors le modèle hiérarchique suivant (Figure 5-5):

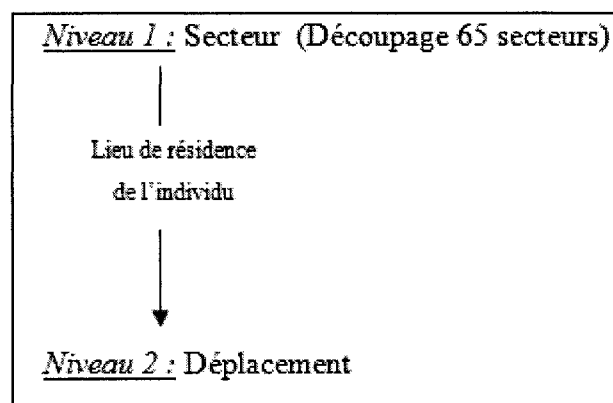


Figure 5-5 : Schéma hiérarchique du modèle

Dans un premier temps, nous allons procéder à une analyse de la variance, pour estimer quelle quantité de la variance totale peut être expliquée par la classe secteur.

Pour ce faire, nous écrivons tout simplement le modèle suivant (Figure 5-6):

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ij} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 \text{logit}(\pi_{ij}) &= \beta_{0j} \text{const} \\
 \beta_{0j} &= \beta_0 + u_{0j} \\
 [u_{0j}] &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [\sigma_{u0}^2] \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) &= \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-6 : Modèle pour analyse de la variance

Quelques modifications ont été apportées par rapport au modèle précédant :

- Nous ne tenons compte ici d'aucune variable explicative, seulement d'une constante.
- Cette constante est précédée d'un coefficient indicé β_{0j} variable selon les secteurs selon les modalités décrites dans la partie inférieure de la fenêtre.
- Le paramètre se décompose ainsi en un effet fixe β_0 et en une partie variable u_{0j} , donc la variance σ_{u0}^2 correspond donc à la variation inter-classe. La variation totale est la somme de cette variance et de la variance à l'échelle individuelle, qui dans le cas des modèles Logit vaut $\pi^2/3$, soit environ 3,29. Le pourcentage de la variabilité

totale imputable au secteur est donc $\frac{\sigma_{u0}^2}{\sigma_{u0}^2 + \frac{\pi^2}{3}}$:

- MLWin nous fournit alors les résultats suivants (Figure 5-7) :

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ij} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 \text{logit}(\pi_{ij}) &= \beta_{0j} \cdot \text{const} \\
 \beta_{0j} &= 1,798(0,129) + u_{0j} \\
 [u_{0j}] &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [1,008(0,187)] \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) &= \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-7 : Résultats du modèle pour analyse de la variabilité

Le paramètre a donc un effet fixe β_0 de 1,798, et une partie variable dont la variance $\sigma_{u_0}^2$ est de 1,008.

Nous en déduisons que la variabilité totale des comportements est imputable à $\frac{1,008}{1,008 + 3,29} = 23,45\%$ au secteur, ce qui n'est pas négligeable.

Si à présent nous voulons introduire un modèle multi-niveaux tenant compte de la motorisation individuelle m_{ij} , nous pouvons par exemple écrire :

$$\left\{ \begin{aligned} U_{ij}^{TC} &= \alpha_{ij}^{TC} + \beta_i^{TC} \cdot m_{ij} \\ U_{ij}^{VP} &= \alpha_{ij}^{VP} + \beta_i^{VP} \cdot m_{ij} \end{aligned} \right.$$

Avec :

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_{ij}^{TC} &= \alpha_0^{TC} + v_i^{TC} + e_{ij}^{TC} \\ \beta_i^{TC} &= \beta_0^{TC} + u_i^{TC} \end{aligned} \right.$$

(même forme pour la fonction d'utilité associée au VP)

Et :

$$PTC_{ij} = \frac{1}{1 + e^{V_{ij}}}$$

Où :

$$V_{ij} = V_{ij}^{TC} - V_{ij}^{VP} = \alpha_i + \beta_i \cdot m_{ij}$$

$$V_{ij} = (\alpha_0 + v_i) + [(\beta)_0 + u_i] \cdot m_{ij}$$

L'interface de MLWin se présente alors sous la forme (Figure 5-8) :

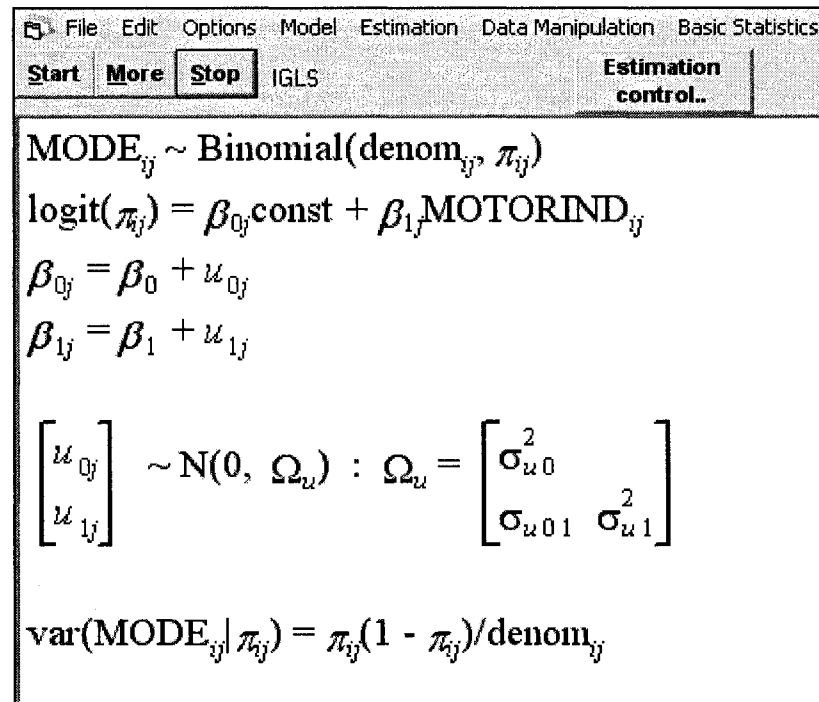


Figure 5-8 : La modélisation multi-niveaux sous MLWin

Par rapport au modèle désagrégé classique pour lequel on a fait une première description de la fenêtre de MLWin, plusieurs éléments sont venus se rajouter :

- Les paramètres β_0 et β_1 sont maintenant munis d'un indice j qui démontre qu'ils varient selon les secteurs.

- La façon dont cette variation est construite est précisée dans les lignes suivantes de la fenêtre. Ainsi le paramètre β_{0j} se décompose comme la somme d'une partie fixe β_0 et d'une partie variable selon le secteur u_{0j} . De même pour β_{1j} . Le comportement des parties variables est ensuite stipulé : il s'agit de deux lois normales centrées, dont il faut estimer les variances $\sigma^2(u_{01})$ et $\sigma^2(u_{11})$ ainsi que la covariance $\sigma_{u_{01}}$.

Les résultats fournis sont les suivants (Figure 5-9)

$$\begin{aligned}
 &\text{MODE2}_{ij} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 &\text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_0 \text{const} + \beta_1 \text{MOTORIND2}_{ij} \\
 &\beta_0 = -0,425(0,118) + u_{0j} \\
 &\beta_1 = 3,755(0,113) + u_{1j} \\
 &\begin{bmatrix} u_{0j} \\ u_{1j} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} 0,706(0,154) & \\ -0,381(0,126) & 0,383(0,133) \end{bmatrix} \\
 &\text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) = \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-9 : Résultat du logit multi-niveaux sous MLWin

Nous obtenons ainsi une estimation des différents paramètres : les valeurs sont les résultats de l'estimation des paramètres dont les notations ont été remplacées par leur estimation. Ainsi nous obtenons

$$\beta_0 = -0,425$$

Et

$$\beta_1 = 3,755$$

Les parties aléatoires ont pour variances :

$$\sigma_{u_0}^2 = 0,706$$

Et :

$$\sigma_{u_1}^2 = 0,383$$

Enfin, la covariance entre les deux paramètres est :

$$\sigma_{u_{01}} = -0,381$$

Il nous faut à présent comparer ces résultats avec ceux obtenus pour le modèle désagrégé « classique ».

La première remarque est que les effets fixes ont été modifiés par rapport à la situation sans niveau hiérarchique.

On a à présent une ordonnée à l'origine de -0,446 pour la partie fixe, contre -0,937 dans le cas du logit désagrégé classique, et la partie fixe de la pente vaut à présent 3,585 contre 4,397 dans le cas du logit désagrégé classique. Ceci s'interprète par une probable difficulté à caler le modèle de manière précise. Il existe différentes méthodes de convergence dans MLWin. La première (MQL pour Marginal Quasi Likelihood) converge assez facilement, mais peut renvoyer des résultats biaisés. La deuxième (PQL pour Penalized Quasi Likelihood) converge moins souvent mais fournit des résultats plus précis. Ici la convergence n'a pu être obtenue qu'avec la méthode MQL.

Le test le plus courant pour tester la significativité de la valeur des coefficients dans le cadre des multi-niveaux est le test de Wald.

Pour vérifier que les coefficients fixes et les parties variables sont significatifs, nous testons donc pour chacun des paramètres l'hypothèse H_0 : « le paramètre est nul » contre l'hypothèse H_1 : « il ne l'est pas ». Les p-valeurs associées sont résumées dans le tableau suivant (Tableau 5-1):

Tableau 5-1 : Résumé des tests

Paramètre	p-valeur
β_0	0,00032
β_1	<0,00001
$\sigma_{u_0}^2$	<0,00001
$\sigma_{u_1}^2$	0,0041
$\sigma_{u_{01}}$	0,0025

Les p-valeurs très faibles démontrent que tous les paramètres sont donc significativement différents de 0.

Dans un deuxième temps, il faut noter, conformément à l'analyse de la variance déjà effectuée, qu'il existe bien un effet « secteur ». En effet, le multi-niveaux nous permet ici d'identifier une variabilité importante des paramètres d'un secteur à l'autre. Cette variabilité due au secteur est mesurée dans le modèle par la variance des variables $\sigma_{u_0}^2$ et $\sigma_{u_1}^2$.. Compte tenu de la valeur des effets moyens évoqués ci-dessus, il y a donc une variabilité importante au niveau de l'ordonnée à l'origine mais une variabilité relativement faible par rapport à la pente de la droite.

On peut détailler un peu plus cette affirmation, en représentant la partie déterministe de la différence des fonctions d'utilités (autrement dit V_{ij}) associée à chaque secteur. C'est ce que nous faisons sur la Figure 5-10. On a représenté en trait fin les droites associées aux secteurs de la zone 308 (couronne Sud), et en trait épais les droites associées à quelques secteurs de la zone 302 (Montréal Centre).

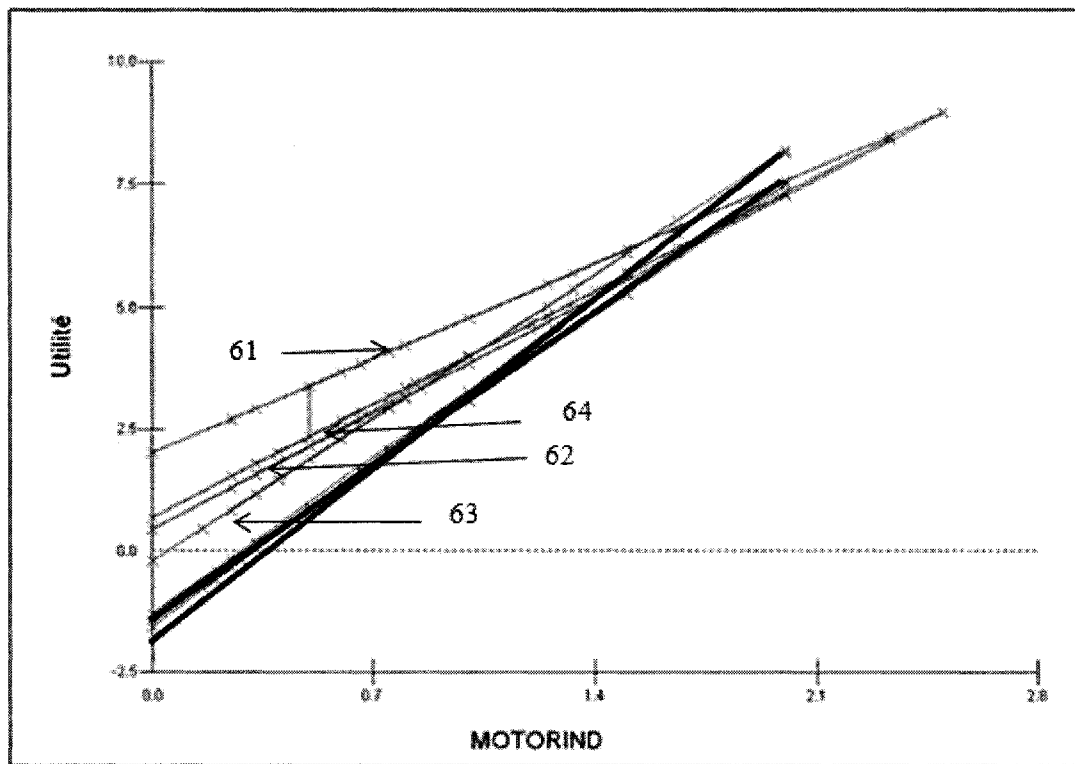


Figure 5-10 : Fonction d'utilité pour quelques secteur selon la motorisation

Nous commençons par quelques observations pures, puis nous fournirons une interprétation de celles-ci.

On visualise sur le graphique les différences d'un secteur à un autre, liées aux paramètres aléatoires de la pente et de l'ordonnée à l'origine. On voit également apparaître une certaine homogénéité de comportement pour les secteurs appartenant tous à la zone 308 (couronne Sud). On peut observer deux secteurs très similaires (62 et 64), un secteur avec une forte ordonnée à l'origine et une pente faible (61) et un dernier secteur avec une ordonnée à l'origine faible mais une pente importante (63). Pour la zone 302, on a représenté seulement quelques secteurs pour plus de clarté. Ces secteurs ont globalement une pente plus importante et une ordonnée à l'origine plus faible que ceux de la zone 302. Quelle interprétation en faire ?

L'ordonnée à l'origine quantifie la probabilité qu'un individu choisisse la voiture lorsqu'il ne dispose pas d'un véhicule particulier dans son ménage. Plus elle est

importante, plus il a tendance à choisir la voiture même quand il n'y en a pas à sa disposition dans son ménage. Dans l'enquête OD 2003, on dénombre un peu plus de 3000 observations correspondant à ces critères. La pente quantifie la façon dont les individus adaptent leur mode de transport à leur motorisation. Plus celle-ci est grande, plus les individus sont sensibles au changement de leur motorisation dans le choix de leur mode de transport.

La corrélation fortement négative entre ces deux termes peut être due à l'offre de transports en commun. Il est clair que les zones dans lesquelles les transports en commun sont présents vont d'une part avoir une ordonnée à l'origine très négative (pourquoi prendre la voiture quand il n'y en a pas dans le ménage et qu'en plus les transports en commun sont présents ?), et d'autre part une pente plus importante, car la part de transports en commun augmentera rapidement lorsque la possession automobile diminuera.

Pour détailler mieux encore le comportement des différents secteurs, on représente (Figure 5-11) dans le plan la partie aléatoire de la pente en fonction de la partie aléatoire de l'ordonnée à l'origine. Chaque point représente donc un secteur. On représente les secteurs 61 à 64 de la zone couronne Sud par des triangles plus grands.

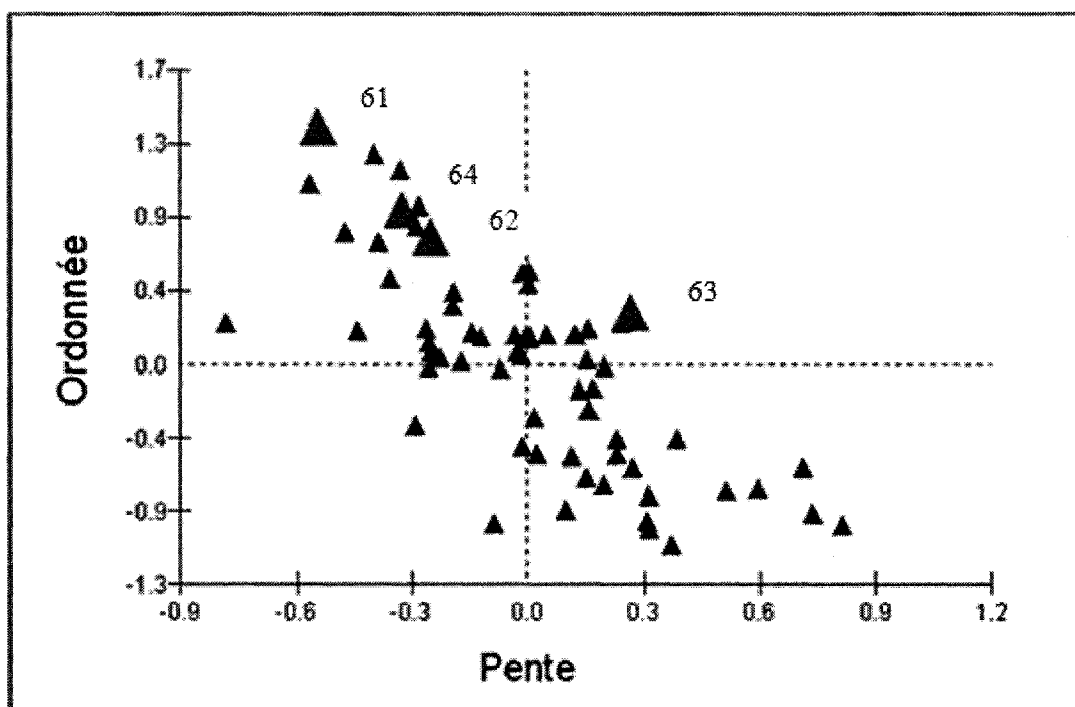


Figure 5-11 : Pente et ordonnée à l'origine des secteurs (partie aléatoire)

On retrouve ici l'analyse faite plus haut, mais la visualisation est plus aisée : le secteur 61 se trouve dans le coin supérieur gauche du graphique (grande ordonnée à l'origine, faible pente), les secteurs 62 et 64 se trouvent relativement proches l'un de l'autre, et le secteur 63 se situe sur la droite du graphique avec une ordonnée à l'origine faible (par rapport aux trois autres secteurs), mais une pente importante.

Ceci nous est confirmé lorsqu'on observe la répartition des secteurs 1 à 12 et 21 à 25 (zone 301 : Centre-Ville et 302 : Montréal Centre du découpage en 8 régions), qui recouvrent l'intégralité des lignes de métro (Figure 5-12)

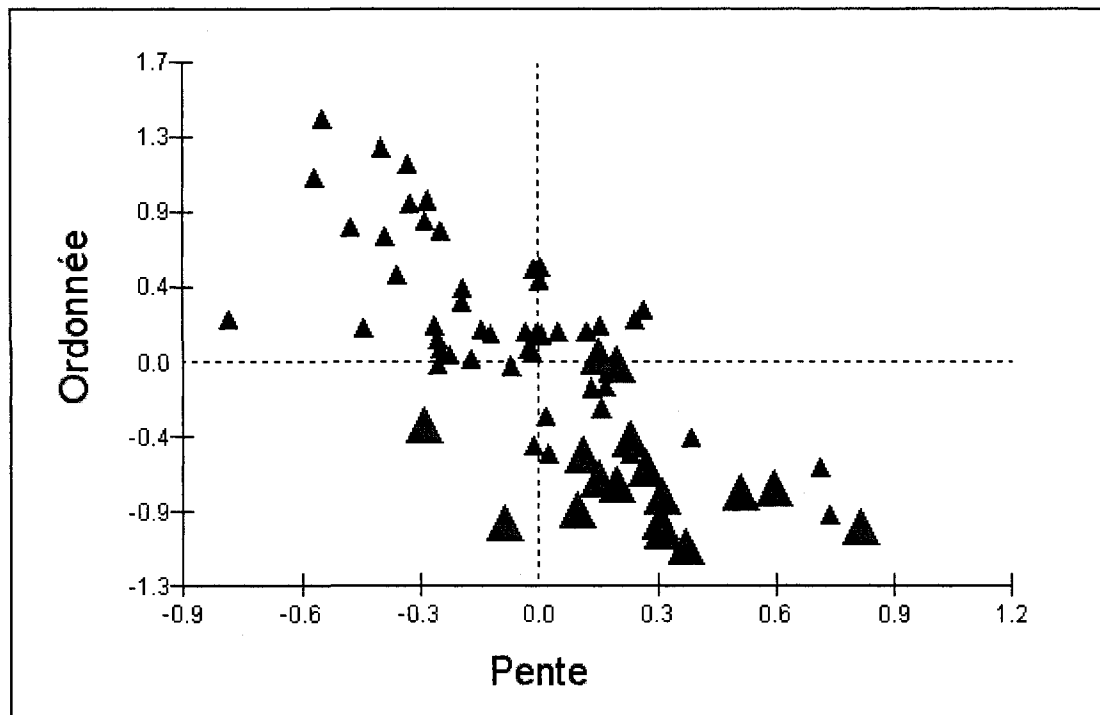


Figure 5-12 : Pente et ordonnée pour les secteurs des zones 1 et 2

Conformément à ce que nous venons de dire, nous observons que les secteurs (gros triangles) de ces deux zones sont situés dans le coin inférieur droit du graphique.

Il semble donc que les secteurs appartenant à une même région aient un comportement relativement semblable. Au-delà même de l'offre de transports en commun, des caractéristiques communes ou similaires comme le revenu et la distance au centre ville nous permettent de supposer que l'effet « secteur » mesuré dans ce modèle peut être décomposé en un effet secteur et un effet région.

5.1.2.3. Modèle à 3 niveau

Nous allons donc ajouter un niveau supplémentaire dans la hiérarchie de notre modèle. Celle-ci est détaillée sur la Figure 5-13.

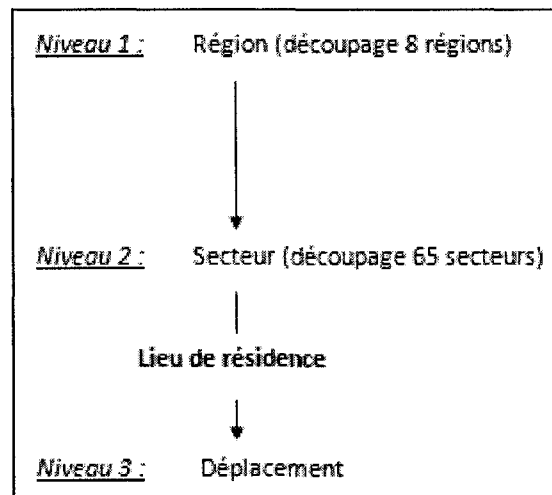


Figure 5-13 : Hiérarchie du modèle à 3 niveaux

On commence comme dans le modèle précédent par une analyse de la variance (Figure 5-14):

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ijk} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
 \text{logit}(\pi_{ijk}) &= \beta_{0jk} \text{const} \\
 \beta_{0jk} &= \beta_0 + v_{0k} + u_{0jk} \\
 \begin{bmatrix} v_{0k} \end{bmatrix} &\sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} \sigma_{v0}^2 \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} u_{0jk} \end{bmatrix} &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_{u0}^2 \end{bmatrix} \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) &= \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
 \end{aligned}$$

Figure 5-14 : Modèle à 3 niveaux pour analyse la variance

L'indice j fait à présent référence au secteur, et l'indice k fait référence à la région.

Ici, le modèle ne tient compte d'aucune variable explicative, et l'aléatoire se situe à un triple niveau : déplacements (variance $\pi^2/3$), secteurs (variance σ_{u0}^2) et régions (variance σ_{v0}^2).

L'estimation faite donne les résultats suivants :

$$\sigma_{\alpha_g}^2 = 0,245$$

Et :

$$\sigma_{v_g}^2 = 1,123$$

On en déduit la variabilité expliquée par :

$$\frac{1,123}{1,123 + 0,245 + \frac{\pi^2}{3}} = 24,1\%$$

- la zone :

$$\frac{0,245}{1,123 + 0,245 + \frac{\pi^2}{3}} = 5,25\%$$

- le secteur :

Si à présent nous introduisons la motorisation individuelle, le modèle se présente sous la forme suivante (Figure 5-15) :

$$\begin{aligned}
& \text{MODE2}_{ijk} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
& \text{logit}(\pi_{ijk}) = \beta_{0jk} \text{const} + \beta_{1jk} \text{MOTORIND2}_{ijk} \\
& \beta_{0jk} = \beta_0 + v_{0k} + u_{0jk} \\
& \beta_{1jk} = \beta_1 + v_{1k} + u_{1jk} \\
& \begin{bmatrix} v_{0k} \\ v_{1k} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} \sigma_{v0}^2 & \\ \sigma_{v01} & \sigma_{v1}^2 \end{bmatrix} \\
& \begin{bmatrix} u_{0jk} \\ u_{1jk} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_{u0}^2 & \\ \sigma_{u01} & \sigma_{u1}^2 \end{bmatrix} \\
& \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) = \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk})/\text{denom}_{ijk}
\end{aligned}$$

Figure 5-15 : Structure mathématique du modèle à 3 niveaux

La variabilité des paramètres β_{0jk} et β_{1jk} d'un secteur à l'autre est donc expliquée par une variabilité au niveau de la région (termes v_{0k} et v_{1k}) et par une variabilité au niveau des secteurs (termes u_{0jk} et u_{1jk}).

MLWin nous fournit alors les résultats suivants (Figure 5-16)

$$\begin{aligned}
& \text{MODE2}_{ijk} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
& \text{logit}(\pi_{ijk}) = \beta_{0jk} \text{const} + \beta_{1jk} \text{MOTORIND2}_{ijk} \\
& \beta_{0jk} = -0,278(0,312) + v_{0k} + u_{0jk} \\
& \beta_{1jk} = 3,657(0,202) + v_{1k} + u_{1jk} \\
& \begin{bmatrix} v_{0k} \\ v_{1k} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} 0,726(0,389) & \\ -0,335(0,225) & 0,231(0,161) \end{bmatrix} \\
& \begin{bmatrix} u_{0jk} \\ u_{1jk} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} 0,139(0,049) & \\ -0,107(0,061) & 0,182(0,096) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Figure 5-16 : Résultats de la modélisation pour le modèle à 3 niveaux

L'effet fixe pour l'ordonnée à l'origine est sensiblement réduit (en valeur absolue) par rapport au modèle précédent (-0,276 contre -0,446), de la même manière que l'introduction d'un deuxième niveau avait déjà abaissé cette valeur par rapport au désagrégé classique. Il est cependant difficile de conclure compte tenu de l'importance de l'intervalle de confiance (0,312). La partie fixe du paramètre de pente n'est en revanche guère modifié (3,657 contre 3,587).

En revanche, on voit apparaître une grande variabilité due à l'effet région, qui prédomine sur l'effet de secteur aussi bien au niveau de l'ordonnée à l'origine (variance de 0,726 contre 0,139) et pour la pente (0,231 contre 0,182), conformément à ce que nous avons établi lors de l'analyse de la variance. Ceci rejoint donc l'analyse faite lors du modèle à deux niveaux seulement, où l'on avait pu visualiser une homogénéité des comportements entre secteurs d'une même zone : on démontre ici que l'aléatoire observé était plus dû à des différences entre les zones qu'entre les secteurs au sein d'une même zone.

Les tests de significativité nous donnent (Tableau 5-2) :

Tableau 5-2 : Tests de significativité pour modèle à 3 niveaux

	Paramètre	p-valeur
Fixe	β_0	0,373
	β_1	<0,0001
Zone	$\sigma_{v_0}^2$	0,0615
	$\sigma_{v_1}^2$	0,1365
	$\sigma_{v_{01}}$	0,1552
Secteur	$\sigma_{u_0}^2$	0,046
	$\sigma_{u_1}^2$	0,056
	$\sigma_{u_{01}}$	0,078

Il y a plusieurs choses à dire à ce sujet. Tout d'abord la p-valeur associé au paramètre β_0 est élevé, ce qui vient confirmer l'incertitude élevée que nous renvoyait le modèle ($\beta_0 = 0,278 (0,312)$). Ceci n'est pas vraiment problématique, puisque rien ne nous permettrait de trancher à priori en faveur d'une ordonnée différente de 0.

Le coefficient β_1 est lui associé à un p-valeur extrêmement faible, ce qui souligne le fait que la motorisation influe bien sur le choix modal.

Pour les aléas de zones, le modèle nous donne des p-valeurs qui, sans être très élevée, démontrent que le faible nombre de secteurs par zone ne permet pas de caler très précisément le modèle.

Enfin, pour les aléas de des secteurs, nous obtenons des p valeurs proches des 5%, ce qui tend valider leur significativité.

Si on visualise les parties variables de la pente et de l'ordonnée au niveau régional sur un même graphique, on obtient la Figure 5-17.

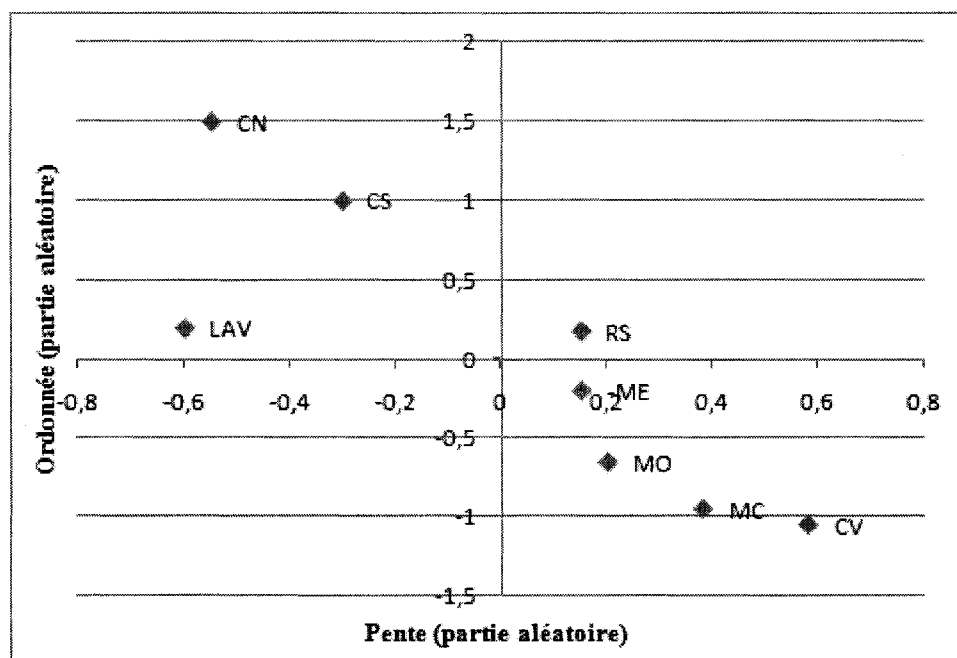


Figure 5-17 : Résidus au niveau régional

On retrouve bien ce que l'on avait inféré avec le modèle hiérarchique à deux niveaux, à savoir qu'il semblait se dégager une certaine cohérence entre les secteurs appartenant à une même zone.

Ce que semblent démontrer ces deux modèles est l'influence du contexte : le fait que l'on obtienne une grande variabilité dans les coefficients d'une région à l'autre semble souligner que, soit par effet de composition, soit par effet de structure, le contexte a une influence.

Par ailleurs, les modèles multi-niveaux développés jusqu'alors ne sont finalement pas différents du résultat qu'auraient fourni 65 modèles désagrégés sur chacun des secteurs. Ce qu'apportent réellement les multi-niveaux est l'introduction d'une variable agrégée en plus, toujours pour expliquer les comportements désagrégés.

Tenant compte de ces deux remarques, nous allons insérer une variable agrégée (c'est-à-dire caractérisant non plus les individus, mais les secteurs) dans notre modèle. Nous retenons la motorisation individuelle moyenne du secteur. En l'absence d'autres variables agrégées, cette variable ne mesure pas seulement un effet de composition, mais également par exemple l'effet de l'offre de transports en commun puisque celle-ci est fortement corrélée avec la motorisation moyenne.

Dans un premier temps, nous revenons à un modèle à deux niveaux (déplacements et secteurs).

Notre nouveau modèle s'écrit tel que présenté sur la Figure 5-18.

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ij} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 \text{logit}(\pi_{ij}) &= \beta_{0j} \text{const} + \beta_{1j} \text{MOTORIND2}_{ij} + \beta_2 \text{MOTORMOY2}_j \\
 \beta_{0j} &= \beta_0 + u_{0j} \\
 \beta_{1j} &= \beta_1 + u_{1j} \\
 \begin{bmatrix} u_{0j} \\ u_{1j} \end{bmatrix} &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_{u0}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{u1}^2 \end{bmatrix} \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) &= \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-18 : Modèle incluant la motorisation moyenne

Les résultats fournis sont alors les suivants (Figure 5-19) :

$$\begin{aligned}
 & \text{MODE2}_{ij} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 & \text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_{0j} \text{const} + \beta_{1j} \text{MOTORIND2}_{ij} + 6,051(0,411) \text{MOTORMOY2}_j \\
 & \beta_{0j} = -3,569(0,200) + u_{0j} \\
 & \beta_{1j} = 3,797(0,104) + u_{1j} \\
 & \begin{bmatrix} u_{0j} \\ u_{1j} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} 0,036(0,018) & \\ 0 & 0,288(0,084) \end{bmatrix} \\
 & \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) = \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-19 : Résultats du modèle incluant la motorisation moyenne

Il est assez intéressant de noter que l'introduction de cette variable agrégée permet d'expliquer largement la variabilité sur l'ordonnée à l'origine obtenue précédemment, puisque cette dernière est à présent très faible : 0,036 contre 0,434 dans le modèle à deux niveaux sans prise en compte de la variable contextuelle motorisation individuelle moyenne.

Néanmoins, la variabilité au niveau de la pente reste elle à peu près au même niveau (notons toutefois que cette variabilité était beaucoup moins importante que pour l'ordonnée à l'origine).

5.1.3. Ménages, effets de contextes et modèle conditionnel

Nous avons jusqu'à présent négligé le niveau ménage, qui pourtant joue un rôle particulièrement important dans la façon dont les individus sont amenés à se déplacer.

Si nous voulons identifier un effet ménage, il nous faut renoncer à placer la motorisation individuelle comme une variable propre à l'individu, puisque cette variable est la même pour tous les individus d'un même ménage. Il s'agit donc en fait d'une variable relative au ménage, et susceptible d'avoir un effet contextuel sur le choix de l'individu. Plutôt

que de maintenir la motorisation individuelle (au sens de Bonnel), nous préférons examiner séparément l'effet du nombre de personnes dans le ménage et du nombre de voitures dans le ménage.

Nous allons nous intéresser aux déplacements pour motif travail, et parmi ces déplacements, ceux qui utilisent soit le métro, soit la voiture (Modes AC et AP)

Typiquement, nous pouvons en outre identifier quelques autres attributs du ménage susceptibles d'avoir un effet contextuel sur la façon dont les individus vont choisir leur mode de transport :

- Le revenu, selon la classification de l'enquête OD.
- La proximité d'une station de métro par rapport au domicile.

Au niveau individuel, et dans la continuité de l'étude entamée dans le chapitre précédent, nous nous intéressons aux effets de l'âge, et du sexe.

Notre modèle est hiérarchique à deux niveaux : un niveau déplacement (personne) et un niveau ménage.

Si nous commençons par étudier la variabilité entre les ménages, nous pouvons définir le modèle suivant (Figure 5-20):

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ij} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 \text{logit}(\pi_{ij}) &= \beta_{0j} \text{const} \\
 \beta_{0j} &= \beta_0 + u_{0j} \\
 [u_{0j}] &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [\sigma_u^2] \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) &= \pi_{ij}(1 - \pi_{ij})/\text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-20 : Modèle pour l'étude de la variabilité entre les ménages

Aucune variable explicative n'est prise en compte, il s'agit simplement de mesurer les différences dans le choix du mode de transport d'un ménage à l'autre.

Ceci nous donne (Figure 5-21):

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ij} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
 \text{logit}(\pi_{ij}) &= \beta_{0j} \text{const} \\
 \beta_{0j} &= 1,469(0,024) + u_{0j} \\
 [u_{0j}] &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [0,708(0,076)] \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) &= \pi_{ij}(1 - \pi_{ij})/\text{denom}_{ij}
 \end{aligned}$$

Figure 5-21 : Modèle pour étude de la variance entre ménages

De la même manière que précédemment, nous pouvons alors évaluer que la variance au

niveau des ménages explique : $\frac{0,708}{0,708 + \frac{\pi^2}{3}} = 17,7\%$

Il s'agit à présent de tenir compte des différentes variables définies plus haut. Quelques précisions sont nécessaires.

Tout d'abord, certaines des variables n'ont a priori pas une relation linéaire avec la fonction d'utilité. L'étude de la relation entre âge et PTC, menée au chapitre 3 sur les enquêtes OD, a montré que la PTC augmente d'abord avec l'âge (jusqu'à 16 ans) puis décroît fortement avant de redevenir légèrement croissante. Il nous a donc semblé plus utile d'utiliser la variable catégorielle COHORTE des enquêtes OD pour tenir compte de l'âge. A chaque tranche d'âge correspondra un coefficient spécifique.

En l'absence de plus d'éléments nous permettant de préciser l'influence de la taille du ménage, nous avons également procédé à une catégorisation pour cette dernière.

Pour les variables catégorielles, le modèle prend en référence une des catégories (on peut la spécifier manuellement), pour laquelle l'effet sera nul, et calcule les coefficients associés à chacune des autres catégories.

En revanche, nous avons laissé le nombre de voitures du ménage comme une variable continue.

Notre modèle est donc in fine dépendant de :

- La distance d'accès au métro (variable continue)
- La motorisation du ménage (variable continue)
- Le nombre de personnes du ménage (variable catégorielle)
- Le sexe (variable catégorielle)

Il en découle sous MLWin le modèle suivant (Figure 5-22) :

$$\begin{aligned}
& \text{MODE2}_{ij} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ij}, \pi_{ij}) \\
& \text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_0 \text{const} + \beta_1 \text{Acces2}_{ij} + \beta_2 \text{PERSO2_2}_{ij} + \beta_3 \text{PERSO2_3}_{ij} + \beta_4 \text{PERSO2_4}_{ij} + \beta_5 \text{PERSO2_5}_{ij} + \beta_6 \text{PERSO2_6}_{ij} + \beta_7 \text{PERSO2_7}_{ij} + \\
& \quad \beta_8 \text{AUTO2}_{ij} + \beta_9 \text{SEXE2_2}_{ij} \\
& \beta_{0j} = \beta_0 + \mu_{0j} \\
& \begin{bmatrix} \mu_{0j} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_{u0}^2 \end{bmatrix} \\
& \text{var}(\text{MODE2}_{ij} | \pi_{ij}) = \pi_{ij}(1 - \pi_{ij}) / \text{denom}_{ij}
\end{aligned}$$

Figure 5-22 : Modélisation avec attributs des ménages et attributs individuels

Avant de présenter les résultats, notons qu'il a été nécessaire pour faire converger le modèle, d'ôter un certain nombre de déplacements et ménages pour lesquels les attributs présentaient des valeurs extrêmes (14 voitures dans le ménage, 10 personnes dans le ménage d'où l'importance de faire des classes, distance à la plus proche infrastructure de métro supérieure à 50 km).

Intéressons nous alors aux résultats fournis par MLWin, que nous présentons cette fois ci, compte tenu du grand nombre de paramètres, non sous la présentation MLWin, mais sous forme de tableau (Tableau 5-3) Les valeurs entre parenthèse sont les intervalles de confiance à 5% :

Tableau 5-3 : Résultats avec variables des ménages et des individus

Effets fixes		
Constante		-2,143 (0,271)
Distance d'accès (en km)		0,171 (0,007)
Motorisation		1,942 (0,053)
Taille Ménage		
	1 personne	0 (référence)
	2 personnes	-0,406 (0,083)
	3 personnes	-0,779 (0,095)
	4 personnes et +	-1,082 (0,100)
Âge		
	15-19 ans	0 (référence)
	20-24 ans	0,179 (0,274)
	25-34 ans	0,929 (0,262)
	35-44 ans	1,331 (0,261)
	45-54 ans	1,143 (0,261)
	54-65 ans	1,302 (0,271)
	65-74 ans	1,884 (0,401)
	74 ans et plus	1,874 (0,609)
Sexe		
	Homme	0 (référence)
	Femme	-0,553 (0,056)
Effets Aléatoire		
Constante		0,070 (0,080)

L'introduction de ces variables fait sensiblement diminuer la part inexpliquée du modèle située au niveau des ménages : l'effet aléatoire associé à la constante passe de 0,708 à 0,070. C'est en un sens fort logique puisqu'on a introduit des variables pour lesquelles une vaste littérature s'est déjà attachée à démontrer les effets sur le choix modal.

La motorisation joue un rôle favorable bien sûr à l'emploi de la voiture (effet 1,942), même si il s'agit d'un coefficient environ deux fois plus faible que lorsqu'on ne considèrerait pas les attributs associés au ménage (voir section 6.1.2).

Plus la taille des ménages est importante, et toutes choses égales par ailleurs, plus les éléments qui la composent ont tendance à utiliser les transports en commun : c'est ce qu'indique la décroissance des coefficients associées à la taille des ménages lorsque cette dernière augmente. Plusieurs hypothèses peuvent être formulées pour expliquer ce phénomène, mais on retrouve bien l'idée que l'augmentation de la taille du ménage réduit l'accès individuel à l'automobile. En outre, il est logique de penser que la présence d'enfants ou d'adolescents favorise l'utilisation des transports en commun. Etre

une femme est aussi un facteur favorisant l'utilisation des transports en commun (du moins en part modale), puisque le coefficient associé au fait d'être une femme est négatif (-0,553).

Enfin, le modèle permet de quantifier les effets de l'âge sur le mode de transports, que nous avons déjà abordés. La cohorte 4, de référence, correspond à la tranche d'âge 15-19 ans. Il est donc logique de voir les cohortes supérieures associées à des coefficients positifs, défavorables aux transports en commun par rapport à la cohorte 4. Notons que pour des âges élevés, l'incertitude sur la valeur du coefficient devient trop importante pour que l'on puisse réellement conclure, sans doute du fait de la diversité des comportements.

Nous étudions plus loin le même modèle pour une année différente, afin de détecter une modification du comportement d'une même catégorie de la population au cours du temps.

5.1.4. Le temps comme contexte

Nous avons jusqu'à présent développé divers modèles hiérarchiques sur les données issues de l'enquête OD 2003.

Les valeurs des paramètres trouvées nous permettent de modéliser les comportements individuels en tenant compte d'un contexte spatial (effet de secteurs ou de zones), et d'un contexte plus social (effet des ménages).

Il est cependant un facteur contextuel que nous n'avons pas encore pris en considération : le temps. Les observations issues de l'enquête OD 2003 présentent sans doute une homogénéité due au fait qu'elles ont en commun d'avoir été réalisées en 2003, c'est-à-dire dans un contexte social, économique, urbain spécifique. Il est donc légitime de tenter de quantifier l'effet « année d'enquête ». Cette préoccupation n'est pas nouvelle.

Quelques exemples permettent de préciser la réflexion. Le cas de l'effet de l'âge est tout à fait révélateur. Nous avons quantifié dans le paragraphe précédent l'effet d'appartenance à telle ou telle cohorte d'âge, et avons démontré que cet effet était significatif. Néanmoins, les études réalisées au paragraphe 3.5 ont montré que, à âge donné, les comportements des individus avaient été modifiés entre 1987 et 2003 : les jeunes utilisent un peu moins les transports en commun (tout en demeurant les principaux consommateurs de ce mode de transport), et le comportement des personnes âgées est lui aussi modifié : en 1987 on observait une croissance de la PTC avec l'âge à partir de 50 ans, que l'on n'observe plus, ou beaucoup moins sur les résultats de 2003. Il est donc tout à fait vraisemblable que l'introduction d'un contexte temporel mette en évidence un effet « année d'étude » significatif sur cette variable. Dans le même ordre d'idée, la relation entre motorisation et utilisation des transports en commun peut tout à fait varier d'une année à l'autre. L'explication peut venir de la non prise en compte dans le modèle d'une variable relative à l'année d'étude. Ainsi le coût d'utilisation de la voiture, fonction du niveau des taxes et du prix du pétrole (entre autres), est une variable caractéristique de l'année d'étude et susceptible de modifier la relation entre motorisation et choix modal. Si notre modèle ne tient pas compte de ces variables de coût d'utilisation de l'automobile alors que celles-ci ont fortement varié au cours du temps, il est probable que nous détecterons un effet « année d'étude » en introduisant une possibilité de variation temporelle au niveau du coefficient motorisation de notre modèle. A motorisation équivalente, il est en effet probable qu'un prix d'utilisation de la voiture plus important incitera les individus à privilégier les transports en commun.

L'explication peut également provenir d'une variable plus difficilement quantifiable, et donc plus difficilement spécifiable dans le modèle.

D'une manière générale, nous allons pouvoir mesurer la variation des paramètres au fur et à mesure du temps, tout en tenant compte de paramètres agrégés relatif à l'année d'étude. On peut donc trouver ici un élément de réflexion à la problématique de la transposabilité des modèles de comportement humain. Les régressions telles que nous

les menons dans ces modèles ne sont rien d'autres que la quantification d'une corrélation entre deux variables. Elles ne traduisent pas nécessairement une relation de causalité entre celles-ci.

Si nous en revenons à notre modèle, nous insérons à présent l'année de l'enquête comme un niveau hiérarchique pour obtenir (Figure 5-23) :

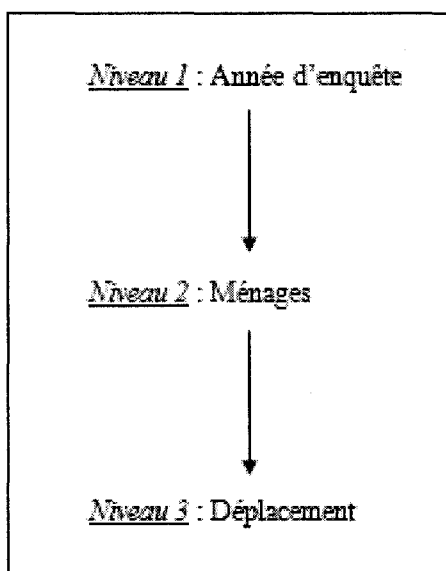


Figure 5-23 : Schéma hiérarchique avec année d'étude

Commençons par analyser la variance en calant un modèle sans variable explicative (Figure 5-24) :

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ijk} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
 \text{logit}(\pi_{ijk}) &= \beta_{0jk} \text{const} \\
 \beta_{0jk} &= \beta_0 + v_{0k} + u_{0jk} \\
 [v_{0k}] &\sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = [\sigma_{v0}^2] \\
 [u_{0jk}] &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [\sigma_{u0}^2] \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) &= \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
 \end{aligned}$$

Figure 5-24 : Modèle pour analyse de la variance

Les résultats fournis par MLWin sont les suivants (Figure 5-25) :

$$\begin{aligned}
 \text{MODE2}_{ijk} &\sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
 \text{logit}(\pi_{ijk}) &= \beta_{0jk} \text{const} \\
 \beta_{0jk} &= 0,958(0,073) + v_{0k} + u_{0jk} \\
 [v_{0k}] &\sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = [0,010(0,011)] \\
 [u_{0jk}] &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = [0,551(0,036)] \\
 \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) &= \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
 \end{aligned}$$

Figure 5-25 : Résultats du modèle avec effet du temps

Le modèle ne détecte pas d'effet hiérarchique dû à l'année (la variance non expliquée due à un effet « année d'étude » est seulement de 0,01 contre 0,551 pour l'effet dû au ménage) ce qui est car nous n'avons que deux années possibles. Dans ce cas, il est plus pertinent d'introduire une variable catégorielle pour l'appartenance à l'année (en prenant en référence l'année 1987 (voir Figure 5-26) :

$$\begin{aligned}
& \text{MODE2}_{ijk} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
& \text{logit}(\pi_{ijk}) = \beta_{0jk} \text{const} + \beta_1 \text{ANNEE2_2003}_k \\
& \beta_{0jk} = \beta_0 + v_{0k} + u_{0jk} \\
& \begin{bmatrix} v_{0k} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 \end{bmatrix} \\
& \begin{bmatrix} u_{0jk} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_u^2 \end{bmatrix} \\
& \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) = \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
\end{aligned}$$

Figure 5-26 : Modèle avec variable catégorielle pour le temps

Nous obtenons les résultats suivants (Figure 5-27) :

$$\begin{aligned}
& \text{MODE2}_{ijk} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
& \text{logit}(\pi_{ijk}) = \beta_{0j} \text{const} + 0,206(0,027) \text{ANNEE2_2003}_k \\
& \beta_{0j} = 0,855(0,017) + u_{0jk} \\
& \begin{bmatrix} u_{0jk} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} 0,552(0,036) \end{bmatrix} \\
& \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) = \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
\end{aligned}$$

Figure 5-27 : Résultats du modèle avec variable catégorielle pour le temps

Ici, les résultats semblent suggérer que, de manière significative, les résultats diffèrent d'une année sur l'autre : la constante est de 0,855 en 1987 et de 0,855+0,206=1,061 pour l'année 2003, illustrant le fait qu'en 2003 la situation est moins favorable aux transports en commun.

Si nous continuons dans cette voie, nous pouvons introduire des variables déjà examinées dans les modèles précédents :

- La motorisation,
- L'âge approché (cohorte)
- Le nombre de personnes dans le ménage
- Le sexe

Nous obtenons alors le modèle suivant (Figure 5-28) :

$$\begin{aligned}
 & \text{MODE2}_{ijk} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
 & \text{logit}(\pi_{ijk}) = \beta_0 \text{const} + -0,361(0,043) \text{ANNEE2_2003}_{jk} + \beta_{2k} \text{AUTO2}_{jk} + -0,296(0,014) \text{PERSO2}_{jk} + 0,118(0,003) \text{ACCESS2}_{jk} + 0,765(0,114) \text{COHORTE2_5}_{jk} + \\
 & \quad 1,661(0,108) \text{COHORTE2_6}_{jk} + 1,977(0,108) \text{COHORTE2_7}_{jk} + 1,714(0,109) \text{COHORTE2_8}_{jk} + 1,696(0,116) \text{COHORTE2_9}_{jk} + \\
 & \quad 1,706(0,173) \text{COHORTE2_10}_{jk} + 1,725(0,350) \text{COHORTE2_11}_{jk} + \beta_{12k} \text{SEXE2_2}_{jk} \\
 & \beta_{0j} = -2,188(0,119) + \mu_{0jk} \\
 & \beta_{2k} = 1,840(0,028) + \nu_{2k} \\
 & \beta_{12k} = -0,878(0,161) + \nu_{12k} \\
 & \begin{bmatrix} \nu_{2k} \\ \nu_{12k} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} 0,000(0,000) & \\ 0 & 0,050(0,051) \end{bmatrix} \\
 & \begin{bmatrix} \mu_{0jk} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} 0,208(0,041) \end{bmatrix} \\
 & \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) = \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
 \end{aligned}$$

Figure 5-28 : Résultats du modèle avec effets de l'année d'étude

Nous retrouvons ici des résultats relativement semblables à ceux obtenus dans le modèle pour l'enquête 2003. Nous ne sommes néanmoins pas encore en mesure d'explicitier les différences entre l'année 2003 et 1987, en dehors de la valeur de l'ordonnée à l'origine. Si nous introduisons des variables catégorielles associées à l'année 2003 nous pouvons écrire le modèle suivant (Figure 5-29):

$$\begin{aligned}
 & \text{MODE2}_{ijk} \sim \text{Binomial}(\text{denom}_{ijk}, \pi_{ijk}) \\
 & \text{logit}(\pi_{ijk}) = \beta_0 \text{const} + \beta_1 \text{AUTO2}_{jk} + \beta_2 \text{COHORTE2_5}_{jk} + \beta_3 \text{COHORTE2_6}_{jk} + \beta_4 \text{COHORTE2_7}_{jk} + \beta_5 \text{COHORTE2_8}_{jk} + \beta_6 \text{COHORTE2_9}_{jk} + \\
 & \quad \beta_7 \text{COHORTE2_10}_{jk} + \beta_8 \text{COHORTE2_11}_{jk} + \beta_9 \text{SEXE2}_{jk} + \beta_{10} \text{PERSO2}_{jk} + \beta_{11} \text{ACCESS2}_{jk} + \beta_{12} \text{SEXE2_2_ANNEE2_2003}_{jk} + \\
 & \quad \beta_{13} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_5}_{jk} + \beta_{14} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_6}_{jk} + \beta_{15} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_7}_{jk} + \\
 & \quad \beta_{16} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_8}_{jk} + \beta_{17} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_9}_{jk} + \beta_{18} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_10}_{jk} + \\
 & \quad \beta_{19} \text{ANNEE2_2003.COHORTE2_11}_{jk} + \beta_{20} \text{ANNEE2_2003.PERSO2}_{jk} + \beta_{21} \text{ANNEE2_2003.AUTO2}_{jk} \\
 & \beta_{0j} = \beta_0 + \mu_{0jk} \\
 & \begin{bmatrix} \mu_{0jk} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_{u0}^2 \end{bmatrix} \\
 & \text{var}(\text{MODE2}_{ijk} | \pi_{ijk}) = \pi_{ijk}(1 - \pi_{ijk}) / \text{denom}_{ijk}
 \end{aligned}$$

Figure 5-29 : Modèle avec variabilité des coefficients selon l'année

L'introduction de ces variables catégorielles permet en quelque sorte de mener 2 régressions en une : une pour l'année 1987 et l'autre pour 2003. Il s'agit donc d'une version simplifiée des multi-niveaux, puisque nous n'avons pas introduit ici de variables

caractéristiques de l'année. Néanmoins, nous pouvons en partie quantifier la discussion réalisée de manière qualitative au chapitre 3.

En effet, si nous nous intéressons aux résultats obtenus, nous avons le Tableau 5-4 :

Tableau 5-4 : Résultats du modèle catégoriel avec effets du temps

Effets fixes		1987	2003
<i>Constante</i>		-2,313 (0,119)	-2,313 (0,119)
<i>Distance accès (km)</i>		0,128(0,005)	0,108 (0,007)
<i>Motorisation</i>		1,830(0,037)	1,883 (0,090)
<i>Taille ménage</i>			
<i>Âge</i>			
	15-19 ans	0 (référence)	
	20-24 ans	0,877 (0,121)	0,522 (0,250)
	25-34 ans	1,819(0,113)	1,348 (0,122)
	35-44 ans	2,110 (0,115)	1,735 (0,222)
	45-54 ans	1,767 (0,118)	1,555 (0,210)
	55-64 ans	1,665 (0,126)	1,575 (0,240)
	65-74 ans	1,563 (0,209)	1,866 (0,504)
<i>Sexe</i>	75 ans et plus	1,011 (0,587)	1,965 (0,921)
	Homme	0 (référence)	
	Femme	-1,112 (0,040)	- 0,659 (0,100)
Effet aléatoire (ménage)			
<i>Constante</i>		0,233(0,042)	

On a ici une quantification de la modification des comportements évoquée au chapitre 3 : le fait d'être une femme en 2003 a une moins grande influence sur le choix modal qu'en 1987 : la différence par rapport aux hommes, en termes de variable catégorielle, passe de -1,112 à -0,659, illustrant le rapprochement de comportement entre ces deux catégories.

De la même manière, on visualise la modification du comportement chez les personnes les plus âgées. Bien que la marge d'erreur soit plus importante sur les coefficients obtenus pour les classes d'âge des personnes de 55 ans et plus, il semble que le comportement favorable aux transports en commun de ces deux classes d'âge en 1987 (diminution du coefficient à partir de la cohorte 55-64 ans) ait disparu en 2003.

5.2. Conclusion sur les multiniveaux

En synthèse de cette partie nous pouvons affirmer que les multi-niveaux présentent un intérêt certain dans la modélisation des comportements, en permettant d'une part la prise en compte de l'individu (caractère désagrégé de la modélisation) et d'autre part celle du contexte. Notons que d'autres fonctionnalités de ces modèles, notamment l'hétéroscédasticité n'ont pas été examinées ici.

Nous allons à présent tenter de combiner les deux approches examinées jusqu'à présent, c'est-à-dire évaluer dans quelle mesure les multi-niveaux peuvent permettre d'améliorer la méthode développée par Bonnel.

CHAPITRE 6 : MESURE DES EFFETS: UN MODÈLE MULTI-NIVEAUX

La partie 4 de ce mémoire a proposé une application à Montréal et aux données d'enquêtes OD d'une méthodologie de décomposition des effets développée par Bonnel. La partie 6 a quant à elle présenté les modèles multi-niveaux ainsi que quelques applications possibles aux modèles désagrégés de choix discrets, toujours grâce aux données d'enquête OD.

Il semble donc légitime, au vu des améliorations que permettent les multi-niveaux, de tenter de construire une adaptation de la méthode de Bonnel qui utiliserait ces types de modèle. Si nous avons pour l'instant utilisé les modèles multi-niveaux dans un cadre désagrégé, leur application dans un cadre agrégé est tout à fait envisageable.

6.1. Présentation du modèle

Il semble difficile de descendre à un niveau désagrégé (c'est-à-dire individuel) avec la méthode de Bonnel. En effet, la méthodologie développée consiste dans un premier temps à évaluer la valeur de certaines variables (motorisation, localisation, autres, facteurs, etc...) sur des paires OD, pour deux années différentes. Si nous descendons au stade individuel, il faudrait pouvoir suivre les individus au cours du temps, c'est-à-dire évaluer, pour chaque individu, la valeur des variables aux deux dates d'études. Mais les enquêtes OD ne visent pas à suivre l'évolution du comportement de chaque individu de Montréal. Les personnes enquêtées ne sont pas les mêmes d'une année sur l'autre (même si on s'assure de la représentativité de l'échantillon enquêté grâce aux facteurs d'expansion), et les données sont anonymes.

Dans ces conditions, passer au désagrégé semble délicat pour la méthodologie proposée, sauf éventuellement à imaginer la construction d'une population synthétique, ce qui revient finalement à une agrégation des individus par classe (âge, sexe, secteur par exemple).

Nous allons donc conserver le caractère agrégé de la méthodologie de Bonnel. Si nous prenons le découpage en 65 secteurs, nous obtenons $65 \times 65 = 4225$ OD différentes, ce qui, rapporté au nombre d'observations dans les enquêtes OD, nous donne environ une cinquantaine d'observation par OD en moyenne. Pour des raisons de significativité des résultats lors de la régression sur la fonction d'utilité, on peut donc penser qu'il s'agit là du niveau maximum de désagrégation envisageable.

Ensuite, nous allons introduire deux niveaux de variation : l'OD découpée par secteur et l'OD découpée par zone. On peut en effet penser que tous les secteurs d'une même zone partagent un contexte commun et auront donc un comportement relativement similaire. Nous avons déjà évoqué ce point lors de la mise en place de multi-niveaux désagrégés au chapitre précédent. La structure du modèle est donc la suivante :

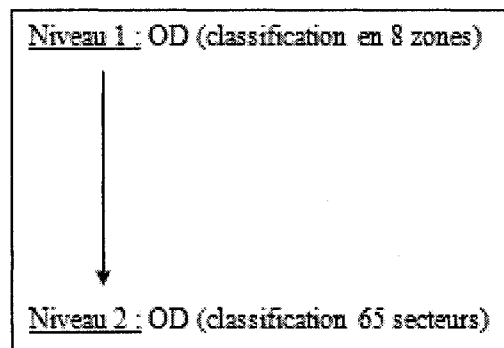


Figure 6-1 : Structure hiérarchique du modèle Bonnel-multiniveaux

Dans un objectif de comparabilité avec les résultats de la méthode Bonnel, nous allons donc construire une fonction d'utilité ne tenant compte que de la motorisation, mais dont les coefficients seront variables selon la zone.

On écrira donc le modèle suivant, pour l'OD (secteur) i appartenant à l'OD (zone) j :

$$PTC_{ij} = \frac{1}{1 + e^{V_{ij}}}$$

Avec :

$$V_{ij} = \alpha_j + \beta_j * m_{ij} + a_{ij}$$

m_{ij} est la motorisation individuelle moyenne telle que définie par Bonnel, et a_{ij} sont les autres facteurs explicatifs.

On a de plus :

$$\alpha_j = \alpha_0 + u_j$$

$$\beta_j = \beta_0 + v_j$$

u_j et v_j sont les parties aléatoires, de moyenne nulle, dont nous voulons estimer les variances ainsi que la valeur pour chaque paire OD (zone).

Les autres facteurs explicatifs étant inconnus, on cale le modèle par régression sur les m_{ij} , puis on détermine la valeur des autres facteurs pour chaque paire OD et pour chaque année par :

$$a_{ij} = \ln\left(\frac{1}{PTC_{ij}} - 1\right) - [(\alpha)_j + \beta_j * m_{ij}]$$

On pourrait être tenté d'introduire, en supplément, des variables du niveau hiérarchique le plus élevé, en l'occurrence les paires OD selon le découpage en zone. Ainsi, la motorisation moyenne sur la paire OD associée au découpage en zone pourrait être envisagée comme variable contextuelle, à l'instar d'un des modèles mis en place au chapitre précédent. Néanmoins, la corrélation forte entre motorisation au niveau du secteur et motorisation au niveau de la zone pourrait conduire à un biais dans l'estimation des paramètres, et nous n'avons donc pas retenu cette variable explicative dans notre modèle.

Au final, ce modèle est donc assez semblable à celui de Bonnel, si ce n'est que les coefficients de la variable motorisation ne sont pas fixés à 1 arbitrairement, mais peuvent varier selon leur appartenance à telle ou telle paire OD (découpage zone).

6.2. Les résultats

Nous pouvons à présent examiner les résultats obtenus (Tableau 6-1) :

Tableau 6-1 : Résultats du modèle multi-niveaux de mesure des effets

Montréal 64 secteurs et 8 zones				
	1987-1993	1993-1998	1998-2003	1987-2003
E(a)	0,8790	0,9671	0,9790	0,8322
E(b)	0,9411	0,9647	1,0139	0,9205
E(c)	0,9805	0,9600	1,1011	1,0365
Total Effets Simples	0,8111	0,8957	1,0929	0,7940
E(a,b)	0,9970	1,0012	0,9997	0,9979
E(a,c)	0,9981	0,9966	0,9967	0,9914
E(b,c)	0,9929	0,9971	0,9953	0,9853
E(a,b,c)	0,9982	0,9997	0,9998	0,9978
Total Effets Multiples	0,9863	0,9946	0,9915	0,9727
TOTAL	0,8000	0,8909	1,0837	0,7723

Il y a plusieurs choses à dire à propos de ces résultats.

Le premier, c'est qu'on mesure des variations de PTC légèrement différentes de celles obtenues avec les découpages des chapitres 4 et 5. Ainsi la variation de la PTC entre 1987 et 1993 est ici de 0,8000, contre 0,7877 dans le cas du découpage en 8 zones. Ceci provient de ce qu'ici nous avons considéré les seules OD où les PTC n'étaient pas nulles, afin de pouvoir caler les autres facteurs.

Nous retrouvons néanmoins des ordres évolutions totales très proches dans les deux cas : 0,800 contre 0,7877 pour 1987-1993, 0,8909 contre 0,8800 pour 1993-1998 et enfin 1,0837 contre 1,0706 pour la période 1998-2003.

Ensuite, nous obtenons des effets doubles et triples qui sont encore une fois très proches de 1, condition nécessaire de validation de la méthode.

L'effet motorisation est plus important, puisqu'entre 1987 et 1993 nous obtenons un effet motorisation de 0,8790, alors qu'il était de 0,9649 avec la méthode de Bonnel brute. Cette remarque est également valable pour les deux autres périodes. Ceci s'explique par la valeur des coefficients de motorisation, plus élevées généralement (ils sont autour de 2,5) que le coefficient 1 choisi arbitrairement par Bonnel.

En fait, nous obtenons ici un effet motorisation intermédiaire entre l'effet dû à la méthodologie de Bonnel et celui provenant de l'introduction de la démographie (paragraphe 5.2.2). L'effet va en s'atténuant au cours du temps, suivant ainsi l'évolution de la motorisation (croissante, mais de moins en moins vite).

L'effet localisation est défavorable aux transports en commun sur les deux premières périodes (ie inférieur à 1), puis légèrement favorable sur la dernière période. Dans la mesure où nous raisonnons à périmètre constant, et où nous ne tenons pas compte de l'urbanisation des zones les plus lointaines de la GRM, il serait toutefois audacieux de prétendre que l'évolution de la localisation des flux s'est révélée favorable aux transports en commun sur l'ensemble de la GRM entre 1998 et 2003.

Enfin l'effet des autres facteurs est assez proche de 1 pour les deux premières périodes, mais s'avère franchement favorable aux transports en commun (1,1011) sur la période 1998-2003, ce qui est d'ailleurs un point commun à toutes les méthodes que nous avons employées. Notons que si l'on fait le produit des effets des autres facteurs pour les trois périodes d'études, on obtient 1,0365, ce qui signifie que ceux-ci ont eu un effet presque neutre (ou légèrement favorable aux transports en commun) sur l'évolution de la PTC entre 1987 et 2003.

6.3. Conclusion

Le modèle mis en place à l'aide des multi-niveaux permet une adaptation de la méthode de Bonnel apportant sans doute une plus grande validité aux résultats, mais ne constitue

néanmoins pas un changement total de paradigme. En particulier, il ne nous a pas été possible de descendre jusqu'au totalement désagrégé.

Les résultats obtenus soulignent encore une fois l'importance des deux facteurs étudiés : l'évolution de la motorisation explique une réduction de 17% de la PTC entre 1987 et 2003, et la localisation, dont les effets sont sous estimés du fait que nous raisonnons à périmètre constant, à environ 8%. Ces deux effets sont donc responsables d'une grande partie de la variation totale de la PTC entre 1987 et 2003, qui est de 23% pour les déplacements considérés entre 1987 et 2003.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Ce mémoire s'est attaché à remplir un double objectif :

- Un objectif méthodologique, à travers la mise en place de divers modèles d'évaluation des effets de la localisation et de la motorisation, provenant d'une part de la méthodologie de Bonnel et d'autre part des modèles multi-niveaux.
- Un objectif quantitatif, qui, exploitant les résultats fournis par ces modèles, vise à évaluer l'impact des tendances lourdes que sont la motorisation croissante des individus, la périphérisation des flux, le vieillissement de la population et l'évolution du comportement des femmes.

6.4. Méthodologie

6.4.1. Contributions méthodologiques

La contribution méthodologique de ce mémoire repose en premier lieu sur l'adaptation de la méthode de Bonnel au cas de Montréal. C'est une méthode suffisamment générale pour que nous ayons pu l'adapter à d'autres variables explicatives que la motorisation et la localisation, en particulier à l'effet de la démographie.

Nous avons ensuite développé différents modèles désagrégés de choix modal, en y introduisant une structure multi-niveaux permettant la prise en compte de l'influence du contexte dans le comportement des individus. Il ne s'agit pas là d'une révolution dans le paradigme de la pensée des modèles de choix discrets, mais plutôt une évolution qui permet de décrire la variabilité du comportement des individus comme la résultante de d'une somme de variabilités existantes à différents niveaux (individus, ménages, zone, etc...).

Enfin nous avons tenté une synthèse relativement simple entre ces deux approches, mais qui permet d'évaluer de manière plus exacte l'impact des variables étudiées sur la PTC.

6.4.2. Perspectives

Les perspectives ouvertes sur le plan méthodologique sont à notre sens nombreuses. La méthodologie développée par Bonnel semble assez large pour pouvoir être étendue à de nombreux problèmes de séparation d'effets entre variables corrélées. Concernant l'offre de transport, son intégration dans la méthodologie de Bonnel pose des problèmes de part le caractère agrégé de la méthode (la distance d'accès à l'infrastructure de transport semble jouer un rôle fondamental, dont rend très mal compte l'agrégation spatiale). Bonnel a néanmoins mis en place une quantification de l'offre sur la base de temps de parcours déclarés, sur Lyon.

Ensuite, les multi-niveaux offrent des perspectives de recherche très importantes, car la structure hiérarchique des objets est omniprésente en transports. Ces modèles, outre les quelques applications proposées ici, peuvent également permettre d'introduire une hétéroscédasticité, c'est-à-dire faire en sorte que la variance au sein d'un sous groupe ne soit pas systématiquement la même que celle au sein du groupe entier.

Ces modèles requièrent en outre un nombre de données relativement faible pour pouvoir être estimés, ce qui peut constituer un élément intéressant pour qui veut raisonner avec une agrégation faible.

Il serait très certainement souhaitable d'améliorer en outre la modélisation des interactions entre les membres d'un même ménage, ce qui est sans doute un argument en faveur d'une structure désagrégée des modèles.

Un travail reste également à mener dans la façon de sélectionner des sous échantillons de données au sein de l'enquête OD. Ce problème a été quasiment ignoré dans le présent travail (calage des modèles multi-niveaux), ce qui peut induire un biais dans les résultats obtenus.

6.5. Quantification des effets

6.5.1. Les résultats

Au niveau de la quantification des effets, les méthodes ne fournissent pas nécessairement les mêmes résultats, mais on peut néanmoins considérer que sur la période 1987-2003 :

- L'évolution de la motorisation semble expliquer une diminution d'environ 15% de la PTC.
- L'évolution de la localisation explique quant à elle une perte d'environ 10% de cette même.
- Le rôle de la démographie (ici comprise au sens de vieillissement de la population) peut expliquer environ une diminution de l'ordre de 10% de la PTC, toujours pour.

Les modèles multi-niveaux ont ainsi permis une quantification de l'évolution temporelle des paramètres associés à des variables des personnes (sexe, âge), des ménages (possession automobile, taille des ménages), ou des secteurs. Si les coefficients associés aux variables individuelles ont fortement évolué dans la période d'études, soulignant le changement de comportement de certaines classes d'individus (femmes, personnes âgées), les coefficients relatifs aux ménages et aux secteurs ont quant à eux relativement peu changé. L'évolution des comportements dus à ces deux types d'objets provient donc sans doute plus d'une modification de la répartition des populations au sein des différentes classes que de la modification des comportements au sein d'une même classe de ménage ou de secteur. C'est ainsi, par exemple, que si la relation entre possession automobile et utilisation des transports en commun est à peu près la même en 2003 qu'en 1987, les taux de possession automobile des ménages ont eux été modifiés, entraînant une modification des comportements.

6.5.2. Et après ?

Les chiffres pour la quantification des effets proviennent des simulations effectuées soit directement par la méthode de Bonnel, qui semble légèrement sous évaluer l'influence

de la motorisation, soit par des méthodes adaptées à partir de celles-ci, qui semblent quant à elles surévaluer l'influence de celle-ci. Les résultats du modèle multi-niveaux donnent des résultats intermédiaires.

Dans tous les cas, notons que l'étalement urbain voit son rôle confirmé, ce qui prêche en faveur d'une politique régionale d'urbanisme, seule à même sans doute de lutter efficacement contre l'éloignement progressif des activités et des résidences du centre-ville.

RÉFÉRENCES

ATKINS S.T (1976) Transportation Planning : Is There A Road Ahead? - *Traffic Engineering And Control*.

BERTAUD A. (2001) Metropolis : A Measure Of The Spatial Organization of Seven Large Cities. <http://www.alain-bertaud.com>

BIERLAIRE M. (1998) Discrete Choice Models in M. Labbé, G. Laporte, K. Tanczos and Ph. Toint (eds), *Operation Research and Decision Aid Methodologies in traffic and transportation management*, Vol. 166 of NATO ASI Series, Series F: Computer and Systems Sciences, Springer Verlag, pp. 203-227.

BHAT C., ZHAO H. (2002) The spatial Analysis Of Activity Stop Generation, *Transportation Research Part B* 36.

BONNAFOUS A. (2004) Le choix entre voiture et transports collectifs, Instituts des villes (Ed) *Villes et Economie, La documentation française*, pp 185-206.

BONNAFOUS A., MASSON S. (2003) Évaluation des politiques de transports et équité spatiale, *Revue d'économie régionale et urbaine*, n°4 pp 547-572.

BONNEL P. (2000), Une mesure dynamique entre transports collectifs, étalement urbain et motorisation. Le cas de Lyon. *Les Cahiers Scientifiques du Transport*, numéro 38, pp 19-44.

BONNEL P., GABET P. (1999) Mesure de l'effet de l'évolution des localisations et de la motorisation sur la part de marché des transports collectifs. Lyon, LET pour le compte de la DRAST-programme PREDIT, 160 p.

BONNEL P., CABANNE I. (2000). Part de marché des transports collectifs : évolutions et perspectives. Mesure de l'impact de l'étalement urbain, de la motorisation et de l'évolution de l'offre sur l'agglomération lyonnaise. n°14. Lyon : LET. 2000. 99 p. (Etudes et Recherches).

BONNEL P. (2004) *Prévoir la demande de transport*. Presse de l'ENPC. 2004.

BOYCE D. (2002) Is the Sequential Travel Forecasting Paradigm Counterproductive?, *Journal Of Urban Planning An Development*, December 2002.

CHAPLEAU R. (2003) Mobilité urbaine et spatio-démographie : une relation fine à explorer, 16eme entretien du Centre Jacques Cartier, Lyon : Les Villes ont-elles achevé leur transition ?

CHAPLEAU R., MORENCY C. (2002) Pour une confusion interrompue a propos des déplacements urbains, présenté au 37eme congrès de l'Association québécoise du transport et des routes (AQTR), 19 p.

CHAUVIN P. (2002) Facteurs contextuels de la santé et du recours aux soins : de nouvelles approches méthodologiques, INSERM

COURGEAU D. (2000) Réflexions sur la causalité en Sciences Sociales, *Recherches et Prévisions* n°60 p 49-60.

COURGEAU D. (2002) Évolution ou Révolution dans la pensée démographique?, *Mathématiques et Sciences Humaines* n°160 pp 49-76

DE ABREU E SILVA J., GOLOB T., GOULIAS K. (2005) The effects Of Land Use Characteristics On Residence And Employment Location And Travel Behavior Of Urban Adult Workers, *Transport Research Board Annual Meeting*.

DELAUNAY D. (2000) Présentation générale de l'analyse Multi-niveaux.

DE PALMA A., QUINET E. (2005) *La tarification des transports-Enjeux et Défis*, Economica (Ed), 381p.

DINAUCOURT M. (2001) Méthodes d'analyse régionale sur données individuelle : Introduction aux modèles multi-niveaux, INSEE, Direction Générale du Languedoc

DUCHESNE T. (2006) Théorie et application des méthodes de régression : ajustement des modèles linéaires généralisés mixtes – *Note de Cours, Université de Laval (QC)*, Département de Mathématiques et de Statistiques

FRANK, LAWRENCE, PIVO, GARY (1995), 'Impacts of mixed use and density on utilization of three modes of travel: single-occupant vehicle, transit and walking', *Transportation Research Record* 1466, pp44-55

GOODWIN PB (1998) *The End Of Equilibrium in Theoretical Foundations in Travel Choice Modeling*, Gärling T, Laitila T, Westin K (ed) pp 103-132

HAM S., YORE M., MARIOLIS P. (2002) Comparaison de deux méthodes de modélisation sur la santé et l'environnement, *Recueil du Symposium 2002 de Statistique*

Canada – Modélisation pour les données d'enquêtes dans la recherche économique et sociale.

HERAN F. (2001) La réduction de la dépendance automobile, *Les Cahiers Lillois d'Economie et de sociologie*, pp 61 – 86

KARASMA N. (2007) Evaluation Of Transfer Methods For Spatial Travel Demand Models, *Transportation Research Part A* on <http://www.sciencedirect.com>

MAAT K., TIMMERMANS H. (2007a) Household car ownership in relation to residential and work location, Presented at the 86th Annual Meeting of the Transport Research Board, Washington D.C., 13 p.

MAAT K., TIMMERMANS H. (2007b) The Influence of Land Use on Travel Decisions and the Implications for the Daily Distance Travelled, *Presented at the 86th Annual Meeting of the Transport Research Board*, Washington D.C., 23. p

MANNHEIM ML (1984) *Fundamentals Of Transportation System Analysis, vol 1: basic concepts*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, Etas-Unis (ou [http ://www. http://mitpress.mit.edu/books/chapters/0262632896chap1.pdf](http://www.http://mitpress.mit.edu/books/chapters/0262632896chap1.pdf))

MASSON S. (1998), Interaction entre système de transports et système de localisation : de l'héritage des modèles traditionnels à l'apport des modèles interactifs de transports et d'utilisation des sols, *Les Cahiers Scientifiques du transport*, Numéro 33, pp 79-108.

MIGNOT D, AGUILERA A., BLOY D. (2004) Permanence des formes de la métropolisation et de étalement urbain, Synthèse, 10pp.

MOONS E, WETS G. (2007) Modeling Household Interactions : A Mixed Model Approach, *Transportation Research Board* 2007

MORENCY C. (2004) *Contribution à la modélisation totalement désagrégée des interactions entre mobilité urbaine et dynamique spatiale*, Thèse de Doctorat, Ecole Polytechnique de Montréal.

MORENCY C. (1997) *Etudes des fonctionnalités de l'approche totalement désagrégée appliquée à l'étude d'un système de transports collectifs*, mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de maîtrises ès sciences appliquées, Ecole Polytechnique de Montréal.

MORENCY C., CHAPLEAU R. (2003) Mesures de diverses expressions de l'étalement urbain à l'aide de données fusionnées d'enquêtes transport et de recensement : étude multi perspectives du Grand Montréal, *Les cahiers Scientifiques du Transport*, Numéro 43, pp 3-34.

MORENCY C., CHAPLEAU R. (2004) De petits points lourds de connaissances : essais méthodologiques sur les données spatiales urbaines, *AQTR* 2004

NEWMAN P., KENWORTHY JR (1989) *Cities And Automobile Dependence : An International Source Book*, Gower Publishing, Brookfield, VT.

NURUL HABIB K., ELGAR I., MILLER E. (2006) Stressed Triggered Household Decision To Change Dwelling : A Comprehensive And Dynamic Approach, *11th International Conference On Travel Bihaviour*, Kyoto.

NURUL HABIB K., MILLER E. (2005) Modeling Skeletal Of Workers' Daily Activity Schedules, Presented at the *85th Annual Meeting Of Transportation Research Board 2006*

QUINET E. (1998) *Principes de l'économie des transports*, Economica (Ed), 419 pp.

RICHARDSON A.J (2005) An Alternative Measure Of Household Structure In Life Cycle For Transport Modeling, *Transport Research Board 2006*.

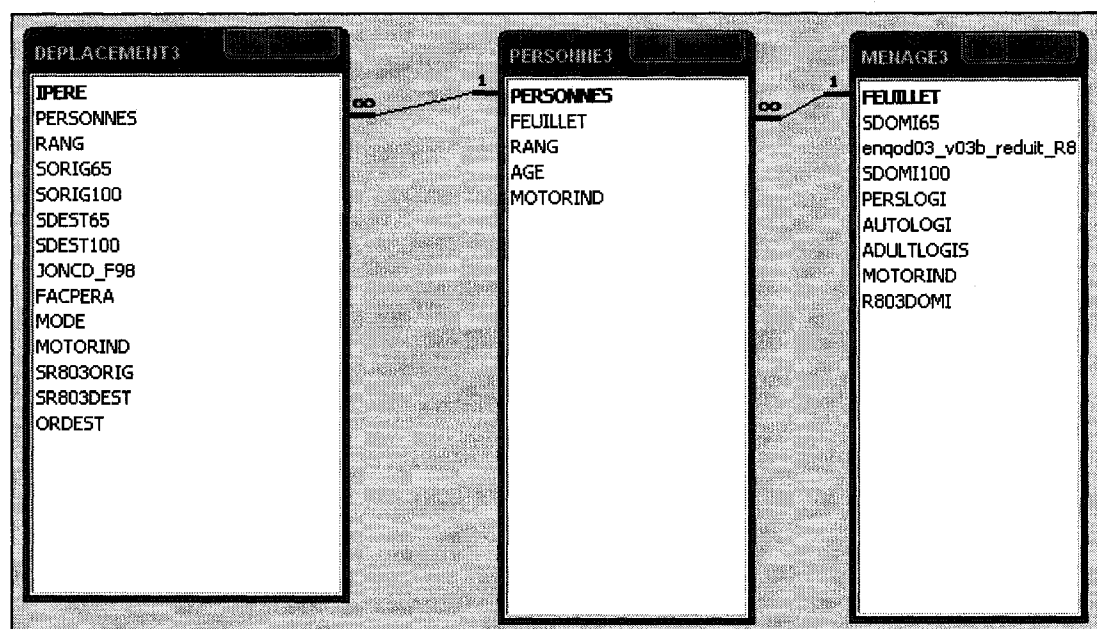
SECRETARIAT AUX ENQUETES ORIGINE DESTINATION, (2005), *Mobilité des personnes à Montréal en 2003, Enquête Origine Destination 2003*, Montréal, 176 p.

SRINIVASAN K. K. ET AL (2007) Determinant of changes in mobility and travel patterns in developing countries: A case study in Chennai, Presented at the 86th Annual Meeting of the *Transport Research Board*, Washington D.C., 26 p.

VUCHIC V.R. (2005) *Urban Transit: Operations, Planning and Economics*, Wiley, 664 pp.

ANNEXES

ANNEXE 1 : BASE DE DONNÉES ET TABLES



Relation entre les tables Personnes, Déplacements et Ménages

```

SELECT TCij.ORDEST, TCij.TCij, Mij.Mij, Lij.Lij, Log(1/[TCij]!/[TCij]-1)-[Mij]!/[Mij] AS Aij
FROM (TCij INNER JOIN Lij ON TCij.ORDEST = Lij.ORDEST) INNER JOIN Mij ON Lij.ORDEST = Mij.ORDEST;
  
```

SQL pour le calcul des Aij

ORDEST	TCij	Mij	Lij	Aij
301-301	0,4712748335	0,4643129046	0,0091223044	-0,349285576
301-302	0,5645969085	0,4812462049	0,0355048814	-0,741085996
301-303	0,4953908319	0,5880431009	0,0047800231	-0,569605906
301-304	0,4128822312	0,6297749334	0,0107906786	-0,277711903
301-305	0,4559607491	0,6757571133	0,0081298403	-0,499142446
301-306	0,3061055904	0,7317183019	0,0037519122	0,0866713903
301-307	0,1809907222	0,8264548493	0,0026973661	0,6831947911
301-308	0,2646161194	0,8032300701	0,0043900523	0,2188824095
302-301	5939213131195	0,4753291117	0,0359959675	-0,781454424
302-302	0,3224320477	0,5643581716	0,1597236013	0,1782592656
302-303	0,2700803747	0,5843364044	0,0230691855	0,4098784228
302-304	0,2473576012	0,6248376375	0,0272565543	0,4879175076
302-305	0,2109527400	0,7070004534	0,0084634503	0,6121916367
302-306	0,1310625045	0,759376792	0,0130446786	1,1322200612
302-307	0,0577336263	0,8410481553	0,0072962214	1,9514000717
302-308	0,0803506982	0,8621260140	0,0053289061	1,5754656083

Extrait de la requête de calcul des variables

ANNEXE 2 : MATRICES DU DÉCOUPAGE EN 8 ZONES

ORDEST	NbreTrajets	TrajetsTC	TCij	Mij	Lij	Aij
301-301	51772,72	24399,18	0,471274834	0,464312905	0,009122304	-0,349285576
301-302	201504,38	113768,75	0,564596909	0,481246205	0,035504881	-0,741085996
301-303	27128,54	13439,23	0,495390832	0,588043101	0,004780023	-0,569605906
301-304	61241,41	25285,49	0,412882231	0,629774933	0,010790679	-0,277711903
301-305	46140,09	21038,07	0,455960749	0,675757113	0,00812984	-0,499142446
301-306	21293,6	6518,09	0,30610559	0,731718302	0,003751912	0,08667139
301-307	15308,63	2770,72	0,180990722	0,826454849	0,002697366	0,683194791
301-308	24915,3	6592,99	0,264616119	0,80323007	0,004390052	0,218882409
302-301	204291,49	117659,48	0,575939213	0,475329112	0,035995968	-0,781454424
302-302	906495,22	292283,11	0,322432048	0,564358172	0,159723601	0,178259266
302-303	130926,84	35360,77	0,270080375	0,584336404	0,023069186	0,409878423
302-304	154691,83	38264,2	0,247357601	0,624837637	0,027256554	0,487917508
302-305	48033,46	10132,79	0,21095274	0,707000453	0,00846345	0,612191637
302-306	74033,76	9703,05	0,131062504	0,759376792	0,013044679	1,132220061
302-307	41408,97	2390,69	0,057733626	0,841048155	0,007296221	1,951400072
302-308	30243,67	2430,1	0,080350698	0,862126014	0,005328906	1,575465608
303-301	27028,6	13122,45	0,485502394	0,597245607	0,004762414	-0,539238923
303-302	131514,42	35598,62	0,270682257	0,581877651	0,023172717	0,409286199
303-303	236987,39	42262,29	0,178331387	0,65528484	0,041756954	0,872408782
303-304	18354,04	2289,67	0,124750191	0,685946782	0,003233965	1,262249292
303-305	10971,81	818,29	0,074581131	0,799037297	0,001933223	1,719321628
303-306	18670,52	924,21	0,049501032	0,791167645	0,003289728	2,163825923
303-307	23633,11	126,39	0,005348005	0,850356844	0,004164132	4,375312408
303-308	7510,94	51,71	0,006884624	0,870927899	0,001323421	4,100628386
304-301	62622,28	25927,94	0,414036985	0,627994322	0,011033987	-0,280692954
304-302	153295,14	37017,95	0,241481563	0,629606802	0,027010459	0,514967177
304-303	18385,89	2178,4	0,118482162	0,68033017	0,003239576	1,326552649
304-304	552034,45	61700,4	0,111769112	0,735647792	0,097267949	1,337148687
304-305	16504,66	1518,23	0,09198796	0,789502848	0,002908105	1,500097095
304-306	35860,55	1258,82	0,035103198	0,808359256	0,006318595	2,505369651
304-307	21317,9	409,29	0,019199358	0,88889972	0,003756194	3,044592644
304-308	44222,19	858,58	0,01941514	0,898295253	0,007791908	3,023800775
305-301	46710,66	20997,76	0,449528223	0,672393972	0,008230374	-0,469816925
305-302	48258,24	10358,15	0,214640028	0,712198286	0,008503058	0,584981551
305-303	11280,14	918,02	0,081383742	0,808361531	0,00198755	1,61533142
305-304	16754,05	1669,49	0,099646951	0,785211003	0,002952048	1,415942511
305-305	397186,28	33126,59	0,083403158	0,765683351	0,069983847	1,631298204
305-306	5331,07	323,49	0,060680126	0,819712459	0,000939329	1,919827383
305-307	4696,89	32,79	0,006981215	0,88587097	0,000827588	4,071655608
305-308	62658,38	1596,6	0,025481029	0,869569641	0,011040347	2,774440129
306-301	21241,84	6614,08	0,31137039	0,725268699	0,003742792	0,068451684
306-302	74052,09	9165,05	0,123764907	0,758893593	0,013047908	1,198356982
306-303	18086,12	892,27	0,049334517	0,79246811	0,003186757	2,166070153
306-304	36257,59	1443,95	0,039824765	0,808190763	0,006388553	2,374436087
306-305	5263,07	264,38	0,050233039	0,804364405	0,000927348	2,13517929
306-306	344271,16	25431,58	0,073870783	0,795151555	0,060660253	1,733544829
306-307	53179,83	873,63	0,016427845	0,893545783	0,009370236	3,198667462
306-308	3311,89					
307-301	15788,78	2679,72	0,169723056	0,834011515	0,002781968	0,753579767
307-302	42046,82	2434,76	0,057905925	0,845952651	0,00740861	1,943332778
307-303	23716,19	129,4	0,005456188	0,850828808	0,00417877	4,354704899
307-304	22030,82	332,14	0,015076152	0,886427922	0,00388181	3,293022219
307-305	4701,51	32,79	0,006974355	0,90499219	0,000828402	4,053524442
307-306	52089,34	807,12	0,015494917	0,886481658	0,009178092	3,265145368
307-307	412681,37	6084,63	0,014744135	0,870384363	0,072714068	3,331671601
307-308	3189,23					
308-301	25702,74	6620,68	0,257586545	0,801759157	0,004528799	0,256791385
308-302	29645,34	2434,44	0,082118809	0,848791564	0,005223481	1,565109314
308-303	7300,52	82,93	0,011359465	0,855681357	0,001286345	3,610598146
308-304	44528,25	869,87	0,019535239	0,899741037	0,007845836	3,016065712
308-305	63457,74	1524,79	0,024028432	0,872081627	0,011181194	2,832114025
308-306	3487,77					
308-307	3496,01					
308-308	354653,8	830,92	0,002342905	0,883691295	0,062489664	5,170326912